



Perbandingan Model Deep Learning Untuk Prediksi Klasifikasi Jenis Batik

Kahfi Heryandi Suradiradja*, Karno Nano

Universitas Pamulang, Jl. Puspitek, Buaran, Kec. Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Banten

*Email Penulis Koresponden: dosen01514@unpam.ac.id

Abstrak:

Keanekaragaman budaya menjadi identitas bangsa Indonesia, keanekaragaman budaya sebagai landasan dalam membangun identitas bagi bangsa Indonesia. Pemanfaatan batik menjadi salah satu bagian warisan budaya Indonesia adalah menjadi bagian dalam membangun nation brand. Tidak semua penduduk Indonesia mengingat berbagai motif batik yang beraneka ragam dan dengan harapan generasi muda turut menjaga dan selalu mencintai batik sebagai budaya bangsa. Pada penelitian ini membandingkan model prediksi klasifikasi citra dengan algoritma deep learning. Objek dari kajian ini adalah motif batik yang bersumber dari dataset citra batik. Tujuan dari penelitian ini, mengidentifikasi algoritma deep learning yang cocok dalam membuat model untuk mengklasifikasikan 15 jenis motif batik. Tahapan metode penelitian yakni analisa pemahaman terhadap terhadap masalah pengklasifikasian motif batik. Pengambilan data citra diambil dari publikasi dataset batik berupa data citra. Selanjutnya proses beberapa arsitektur algoritme deep learning yakni Simple CNN, RESNET50 V2, VGG16, MobileNet dan Inception V3. Pengukuran evaluasi menggunakan metric akurasi dan MSE untuk mendapatkan model arsitektur dengan hasil yang terbaik. Hasilnya diperoleh dengan tingkat akurasi terbaik pada algoritme RESNET50 V2 sebesar 86,36% dan memiliki nilai error MSE sebesar 0,0151. Kontribusi dari penelitian ini adalah model klasifikasi menggunakan algoritme deep learning CNN dengan arsitektur RESNET50 V2 direkomendasikan bagi pengembang sistem aplikasi ataupun device dalam mengklasifikasi 15 jenis motif batik.

This is an open access article under the [CC BY-NC](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) license



Kata Kunci:

Batik,
Deep Learning,
Klasifikasi

Riwayat Artikel:

Diserahkan 27 Februari, 2023
Direvisi 05 Juli, 2024
Diterima 13 Juli, 2024

DOI:

10.22441/incomtech.v14i2.19651

1. PENDAHULUAN

Berdasarkan Keputusan Presiden pada tanggal 2 Oktober 2009 telah menetapkan bahwa Hari Batik Nasional adalah salah satu wujud apresiasi serta

penghargaan terhadap batik sebagai warisan asli budaya milik Indonesia. Tahun 2003 dengan terdaptarnya batik sebagai warisan budaya dunia tak benda dari UNESCO (*United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization*), telah memposisikan batik sebagai brand identitas bangsa Indonesia. Tentunya ha ini membuat pemenuhan kriteria dari batik yang kaya dari simbol – simbol kehidupan rakyat Indonesia dan memberi kontribusi bagi warisan budaya dunia tak benda saat ini hingga masa mendatang [1]. Dalam penelitian [2] mengemukakan upaya pemerintah dan para seniman batik dalam rangka meningkatkan kesadaran generasi muda turut melestarikan batik. Tidak hanya sebatas mengenakan pakaian batik pada Hari Batik Nasional saja, namun juga menghadirkan para generasi muda turut serta secara langsung dalam berinovasi, mempromosikan dan melestarikan batik sebagai warisan budaya bangsa Indonesia. Industri kerajinan dan batik telah masuk dalam bagian subsektor fesyen dan kriya. Subsektor yang turut memberikan kontribusi besar terhadap industri ekonomi kreatif yaitu fesyen sebesar 18,15%, kuliner sebesar 41,69%, serta industri kriya 15,70% [3].

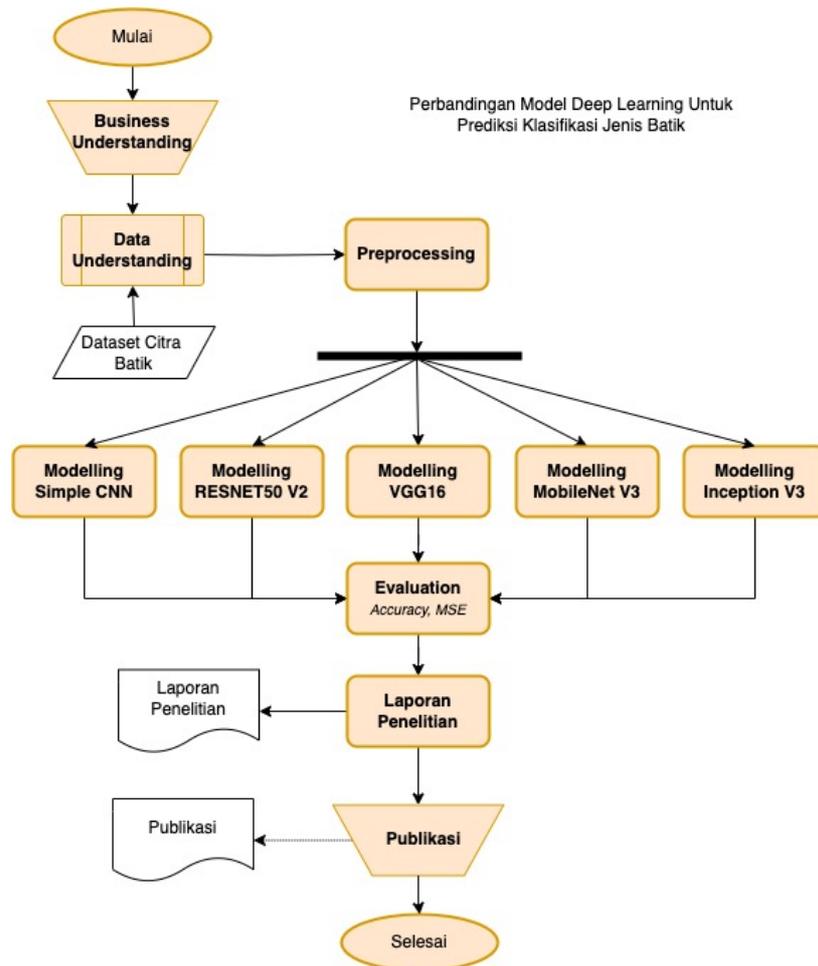
Beberapa penelitian terhadap batik dengan teknologi *machine learning* ataupun *deep learning* telah dilakukan sebelumnya [4], Batik *pattern recognition* menggunakan SIFT dengan *error rate* 8,47% [5], pengenalan motif batik menggunakan algoritme KNN dengan akurasi 66,67% [6], klasifikasi batik dengan GLCM pada algoritme ANN menghasilkan akurasi 90,48% [7], Batik *pattern recognition* dengan CNN arsitektur DenseNet menghasilkan akurasi 99% [8], klasifikasi batik riau dengan CNN menghasilkan akurasi 65% [9] dan klasifikasi batik dengan grayscale dataset untuk algoritme CNN menghasilkan akurasi 70% [10] yang mayoritas menggunakan algoritme convolutional neural network (CNN) dengan berbagai arsitektur. Algoritme CNN juga sering digunakan di berbagai bidang penelitian seperti deteksi Parkinson menggunakan algoritme MobileNet dengan akurasi 99,75% [11], algoritme Faster R-CNN dengan arsitektur VGG16 dalam mendeteksi adanya pneumonia pada pasien COVID-19 memiliki akurasi 85,8% [12] dan penelitian penggabungan algoritme PCA dengan CNN untuk klasifikasi ekspresi wajah dengan akurasi 70,4% [13]. Model algoritme CNN merupakan pengembangan dari algoritme *Neural Network* yang mengambil inspirasi dari fungsi otak manusia seperti pembentukan pola, kognisi, pembelajaran, serta dalam pengambilan keputusan [14]. Model dari *deep learning* secara mayoritas dengan meniru dari struktur dasar sistem saraf manusia [15].

2. METODE

Prosedur kerja pada penelitian ini pada dasarnya menggunakan metode standar CRISP-DM yang tentunya disesuaikan dengan kondisi penelitian. Menurut [16] bahwa CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) yang dikembangkan sejak 1996 oleh para analis dari DaimlerChrysler, SPSS, dan NCR. CRISP sebagai *non-proprietary standard process* serta tersedia secara bebas untuk menyesuaikan data mining ke dalam strategi pemecahan masalah yang bersifat bisnis umum.

Penyesuaian detail pekerjaan dari tahapan prosedur kerja global CRISP-DM pada penelitian ini diilustrasikan seperti pada Gambar 1. Urutan setiap tahapan yang sifatnya adaptif, maksudnya tahapan berikutnya sering tergantung dari hasil

tahapan sebelumnya. Gambaran ketergantungan yang signifikan antar setiap tahapan ditunjukkan oleh sebuah gambar panah.



Gambar 1. Prosedur kerja penelitian

Metode penelitian ini menggunakan CRISP-DM. Menurut [16] CRISP-DM, proyek data mining memiliki siklus dengan enam tahapan. Digambarkan setiap tahapan dalam bagan siklus alir penelitian ini dengan penjelasan setiap proses, luaran serta indikator target capaian sebagai berikut:

- a) Business/Research Understanding
Fase pemahaman penelitian untuk mengembangkan model klasifikasi deteksi jenis motif batik dengan cara perumusan identifikasi masalah, batasan dan tujuan penelitian.
- b) Data Understanding
Dataset penelitian mengambil data dari publikasi dataset citra objek motif batik, sehingga luaran proses ini adalah data citra batik yang diatur penempatannya dalam data training dan testing.
- c) Data Preparation
Kegiatan preprocessing ini dilakukan dengan cara augmentasi data, yakni proses penggandaan data citra dengan cara melakukan proses transformasi yang dilakukan secara otomatis oleh sistem agar kombinasi data citra menjadi lebih bervariasi.

d) Modelling

Tahap pemilihan dan penerapan model yang tepat dan pengaturan model untuk hasil yang optimal. Pada proses ini data yang telah dipersiapkan pada proses *preprocessing* menjadi bahan input untuk pembentukan model, baik sebagai data training dan data testing. Secara siklus prosesnya dari modelling dilanjutkan ke evaluation kemudian apabila ukuran *metric* pengukuran masih perlu ditingkatkan, maka diproses kembali dengan tuning pada parameter.

e) Evaluation

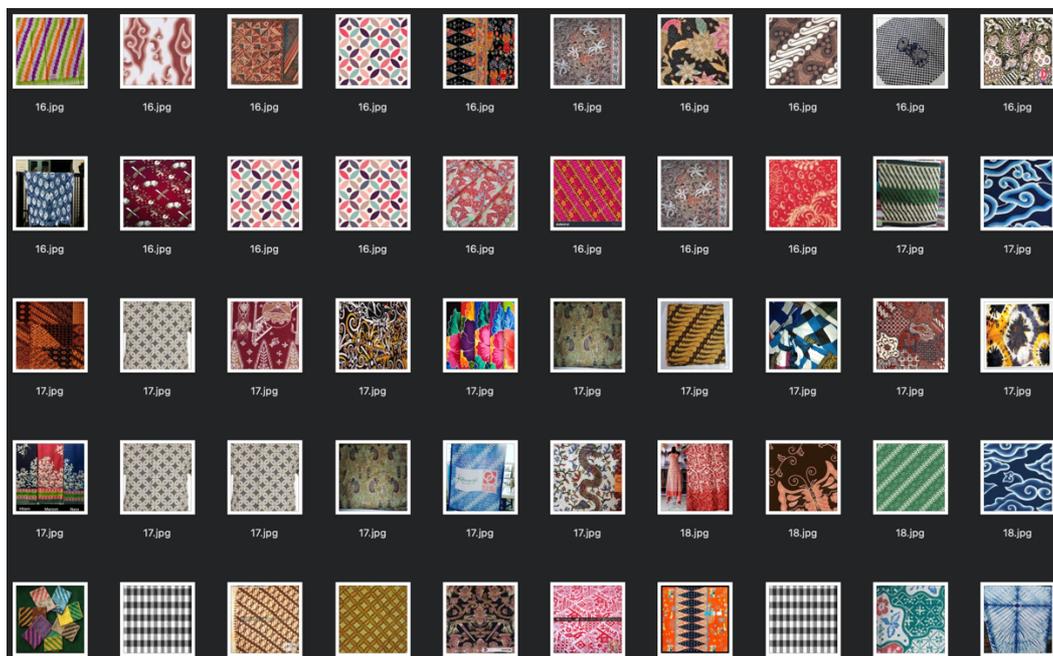
Tahap proses evaluasi terhadap hasil luaran proses model. Metode evaluasi yang akan digunakan adalah pengukuran nilai *accuracy* dan *mean squared error* (MSE).

f) Deployment

Tahap pemanfaatan model yang telah selesai dibuat sesuai dengan hasil akhir evaluation yang diharapkan untuk direkomendasikan dalam implementasi untuk menjadi sebuah aplikasi pengklasifikasi motif batik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

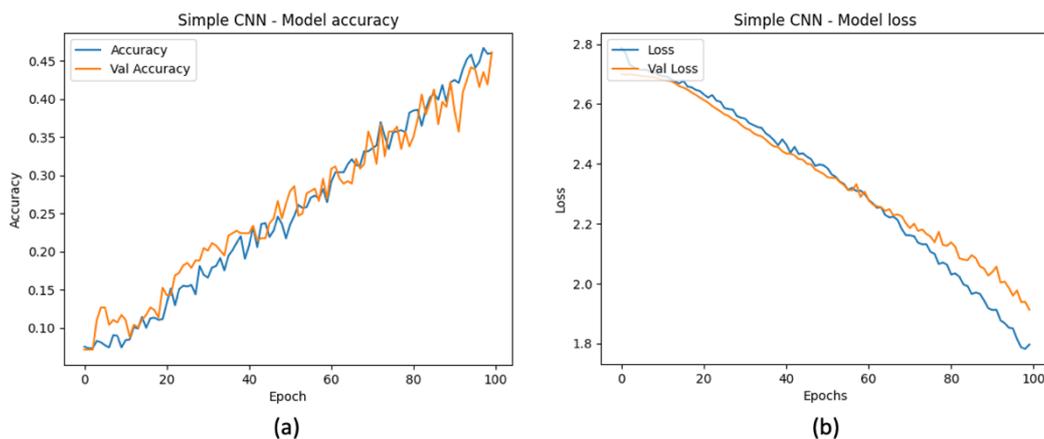
Pada tahap data understanding, pengumpulan dataset motif batik didapat dari Kaggle pada link <https://www.kaggle.com/datasets/alfanme/indonesian-batik-motifs-corak-app?resource=download-directory> yang memiliki 15 *class* jenis motif batik dari 1.358 citra dengan ukuran 224-pixel x 224 pixels.



Gambar 2. Dataset 1.358 motif batik

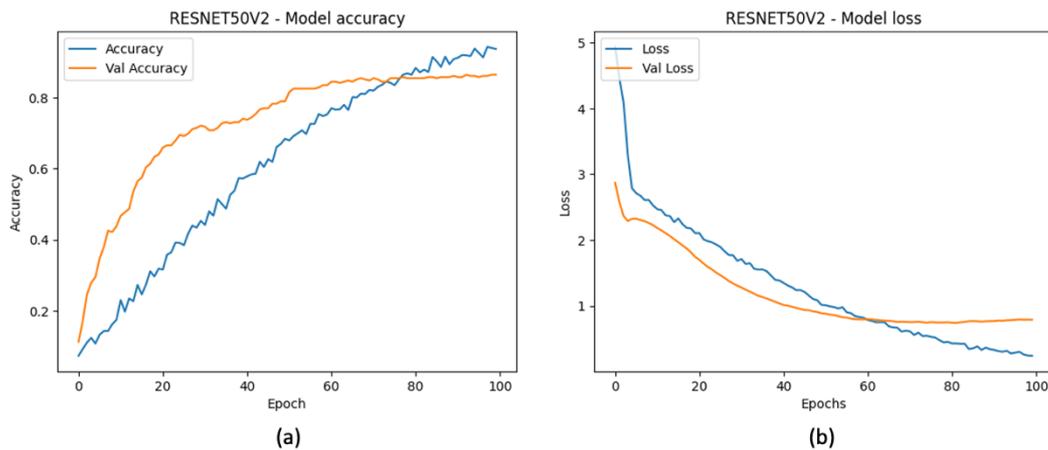
Pada tahap preparation atau pra-proses data dari 1.358 data citra motif batik tersebut disiapkan kedalam 1050 buah data training dan 308 buah data citra motif untuk kebutuhan testing data. Dari 15 kelas tersebut mencakup klasifikasi motif batik Bali, Betawi, Cendrawasih, Dayak, Geblek, Ikat Celup, Insang, Kawung, Lasem, Mega Mendung, Pala, Parang, Poleng, Sekar dan Tambal.

Pelaksanaan penelitian pada tahap pemodelan menggunakan beberapa pilihan arsitektur algoritme CNN Simple CNN, RESNET V2, VGG16, MobileNet dan Inception V3. Model arsitektur jaringan Simple CNN dengan layer-layer yang digunakan mulai dari *layer convolution* (32,64,128) menggunakan activation RELU, layer pooling dengan pool size (2,2), ditambah fungsi dropout 0,9 untuk mengurangi *over fitting* dan terakhir di *layer output* dengan activation jenis *softmax* untuk menghasilkan sebanyak 15 klasifikasi. Proses *compile* model optimizer jenis SGD dengan learning rate=0,001 dan jenis *loss* adalah *categorical_crossentropy*. Proses pemodelan menggunakan fitur *earlyStopping* dengan kondisi apabila nilai *loss* selama 7 kali berturut-turut sama maka diselesaikan pada epoch tersebut walaupun ditentukan di awal sebanyak 100 epoch. Hasilnya accuracy dan loss dari setiap epoch seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



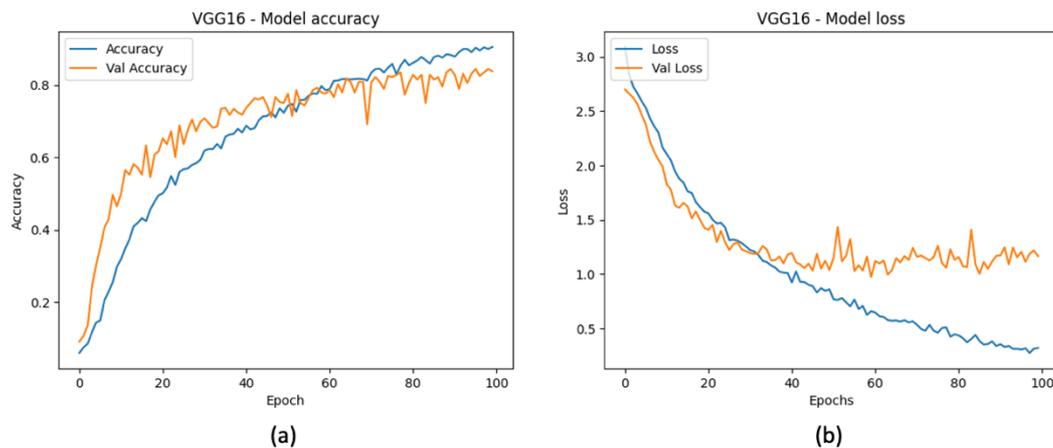
Gambar 3. Accuracy (a) dan loss (b) pemodelan arsitektur Simple CNN

Model arsitektur jaringan RESNET dengan banyak layer secara garis besar parameter fungsi arsitektur RESNET menggunakan *weight* adalah imagenet dengan shape 224, *activation* menggunakan RELU, nilai dropout 0,9 yakni guna mengurangi *over fitting* dan di *layer* terakhir untuk menghasilkan *output* dengan *activation* jenis *softmax* untuk menghasilkan sebanyak 15 klasifikasi. Proses *compile* model optimizer jenis SGD dengan learning rate=0,001 dan jenis *loss* *categorical_crossentropy* Model menggunakan fitur *earlyStopping* dengan parameter 7. Hasilnya *accuracy* dan *loss* dari tiap epoch seperti ditunjukkan pada Gambar 4.



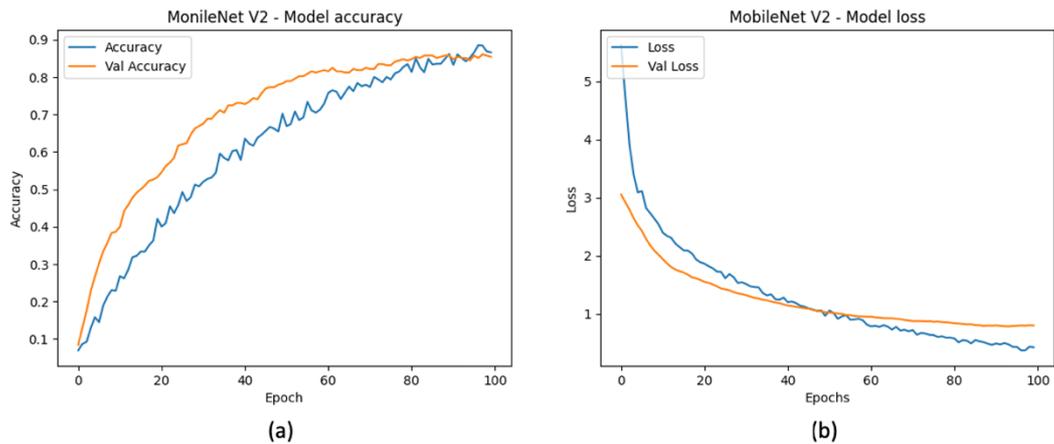
Gambar 4. Accuracy (a) dan loss (b) pemodelan arsitektur RESNET

Model arsitektur jaringan VGG16 dengan banyak *layer* secara garis besar parameter fungsi arsitektur VGG16 menggunakan *weight* adalah imagenet dengan shape 224, dropout 0,9 dan di *layer* terakhir untuk menghasilkan output dengan *activation* jenis *softmax* untuk menghasilkan sebanyak 15 klasifikasi. Proses *compile* model optimizer VGG16 jenis SGD dengan learning rate=0,001 dan jenis *loss* *categorical_crossentropy* Model menggunakan fitur *earlyStopping* dengan parameter 7. Hasilnya *accuracy* dan *loss* dari tiap epoch seperti ditunjukkan pada Gambar 5.



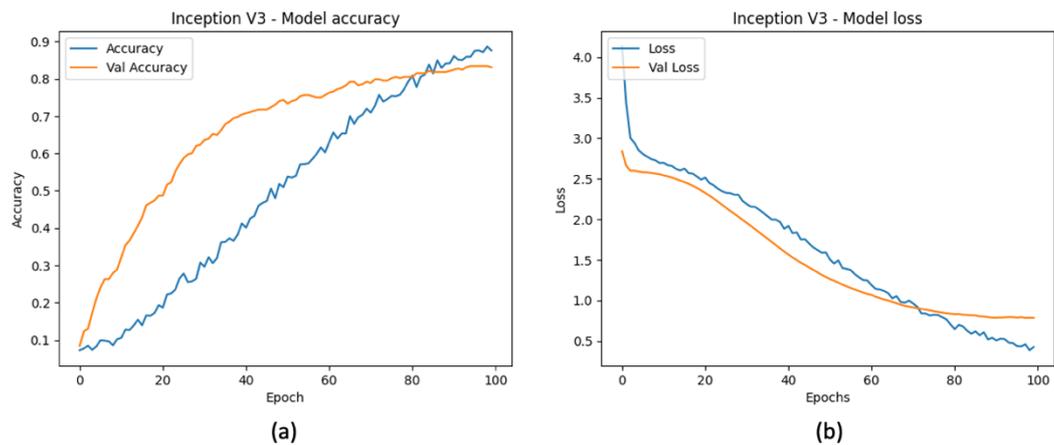
Gambar 5. Accuracy (a) dan loss (b) pemodelan arsitektur VGG16

Model arsitektur jaringan MobileNET dengan banyak layer secara garis besar parameter fungsi arsitektur MobileNET menggunakan *weight* adalah imagenet dengan *shape* 224, dropout 0,9, layer *output* dengan *activation softmax* untuk 15 klasifikasi. Proses *compile* model optimizer MobileNet jenis SGD dengan learning rate=0,001 dan jenis *loss* adalah *categorical_crossentropy* Model menggunakan fitur *earlyStopping* dengan parameter 10. Hasilnya *accuracy* dan *loss* dari setiap epoch seperti ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Accuracy (a) dan loss (b) pemodelan arsitektur MobileNet

Model arsitektur jaringan Inception V3 menggunakan *weight* adalah imagenet dengan *shape* 224, *dropout* 0,9 dan layer *output* dengan *activation* jenis *softmax* untuk 15 klasifikasi. Model menggunakan fitur *earlyStopping* dengan parameter *loss* 7 kali. Hasilnya *accuracy* dan *loss* dari setiap epoch seperti ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Accuracy (a) dan loss (b) pemodelan arsitektur Inception V3

Hasil evaluasi kelima arsitektur model antara nilai loss dan accuracy dari setiap epoch yakni Simple CNN ditunjukkan pada Gambar 3, RESNET50 v2 ditunjukkan pada Gambar 4, VGG16 ditunjukkan pada Gambar 5, MobileNet ditunjukkan pada Gambar 6 dan terakhir Inception V3 pada Gambar 7. Nilai *accuracy* yang mendekati nilai 1 atau 100% adalah semakin baik sedangkan nilai *error* yang sangat baik adalah yang paling mendekati titik 0. Secara detil pada Tabel 1 ditunjukkan metric pengukuran lebih lengkap. Maka dapat kita lihat bahwa nilai *accuracy* tertinggi dan MSE terendah ada pada penggunaan model arsitektur RESNET50 v2.

Tabel 1. Metric pengukuran arsitektur CNN

Arsitektur	Epoch stop	Loss	Accuracy %	MSE	Durasi
Simple CNN	100	1,9128	46,10	0,0497	7m 45s

RESNET50 v2	100	0.7896	86,36	0.0150	10m 49s
VGG16	100	1.1651	83,76	0,0171	15m 50s
Mobile Net	100	0,7986	85,39	0,0154	8m 36s
Inception V3	100	0,7854	83,12	0,0167	21m 43s

4. KESIMPULAN

Kesimpulan berdasarkan hasil pengukuran penelitian ini yakni bahwa model arsitektur RESNET50 v2 dapat direkomendasikan sebagai solusi bagi pengembang sistem aplikasi baik pada perangkat mobile ataupun device untuk menggunakan model ini dalam memprediksi 15 jenis klasifikasi motif batik Bali, Betawi, Cendrawasih, Dayak, Geblek, Ikat Celup, Insang, Kawung, Lasem, Mega Mendung, Pala, Parang, Poleng, Sekar dan Tambal.

Analisis dengan perbandingan dari hasil penelitian ini guna memprediksi klasifikasi motif batik ini yang hanya membandingkan dari 5 arsitektur algoritme saja dengan arsitektur deep learning CNN. Saran untuk pertimbangan penelitian selanjutnya yakni inovasi penelitian dengan model arsitektur jaringan lainnya.

REFERENSI

- [1] Suryanto, "Batik Indonesia Resmi Diakui UNESCO," Antara News, 2 10 2009. [Online]. Available: <https://www.antaraneews.com/berita/156389/batik-indonesia-resmi-diakui-unesco>. [Accessed 18 02 2023].
- [2] L. M. Hakim, "Batik Sebagai Warisan Budaya Bangsa dan Nation Brand Indonesia," *Journal of International Studies*, vol. 1, no. 1, pp. 61-90, 2018.
- [3] Kemenperin, "Kementerian Perindustrian," Batik Indonesia Resmi Diakui UNESCO, 13 11 2019. [Online]. Available: <https://kemenperin.go.id/artikel/21248/Kemenperin-Ingin-Hidupkan-Kembali-Peran-Koperasi-Industri-Kreatif>. [Accessed 17 02 2023].
- [4] T. Bariyah and M. A. Rasyidi, "Convolutional Neural Network Untuk Metode Klasifikasi Multi-Label Pada Motif Batik Convolutional Neural Network for Multi-Label Batik Pattern Classification Method," *Techno.COM*, pp. 155-165, 2021.
- [5] P. Y. Amilia, A. Yufis and E. A. Minarno, "Klasifikasi Jenis Batik Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *REPOSITOR*, vol. 3, no. 2, pp. 199-206, 2021.
- [6] J. W. Yodha and A. W. Kurniawan, "Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi Canny Dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 13, no. 4, pp. 251-262, 2014.
- [7] A. A. Kasim, R. Wardoyo and A. Harjojo, "Batik classification with artificial neural network based on texture-shape feature of main ornament," *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, vol. 9, no. 6, pp. 55-65, 2017.
- [8] M. A. Rasyidi and T. B. , "Batik pattern recognition using convolutional neural network," *Electrical Engineering and Informatics*, vol. 9, no. 4, pp. 1430-1437, 2020.
- [9] H. Fonda, "Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN)," *Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 1, p. 7-10, 2020.
- [10] R. Mawan, "Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Convolutional Neural Network," *JNANALOKA*, vol. 1, no. 1, pp. 45-50, 2020.
- [11] W. Bismi and H. Harafani, "Perbandingan Metode Deep Learning dalam Mengklasifikasi Citra Scan MRI Penyakit Otak Parkinson," *Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*, vol. 12, no. 3, pp. 177-185, 2022.

- [12] H. D. Hekmatyar, W. A. Saputra and C. Ramdani, "Klasifikasi Pneumonia dengan Deep Learning Faster Region Convolutional Neural Network Arsitektur VGG16 dan ResNet50," *Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*, vol. 12, no. 3, pp. 186-203, 2022.
- [13] D. L. Zuharah Astuti, S. and D. P. Rini, "Real-Time Classification Of Facial Expressions Using A Principal Component Analysis And Convolutional Neural Network," *Sinergi*, vol. 23, no. 3, pp. 239-244, 2019.
- [14] A. Y. Appiah, X. Zhang and B. Beklisi, "Spectrum prediction based on taguchi method in deep learning with long short-term memory," *IEEE Access*, vol. 6, no. 1, p. 15923–15933, 2018.
- [15] T. Beysolow, *Introduction to Deep Learning Using R*, Apress, 2017.
- [16] D. T. Larose and C. D. Larose, *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*, Wiley, 2005.
- [17] I. Nurhaida, R. Manurung and A. M. Arymurthy, "Performance comparison analysis features extraction methods for batik recognition," Jakarta, 2015.
- [18] A. Haake, "The role of symmetry in Javanese batik patterns," *Computers & Mathematics with Applications*, vol. 17, no. 4, pp. 815-826, 1989.