

IMPLEMENTASI ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* UNTUK KLASIFIKASI JENIS KERIS

Maria Mediatrix Sebatubun^{*1}, Cosmas Haryawan²

^{1,2}Universitas Teknologi Digital Indonesia, Yogyakarta

Email: ¹memey@utdi.ac.id, ²cosmas@utdi.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 10 Mei 2023, diterima untuk diterbitkan: 04 Juni 2024)

Abstrak

UNESCO telah menetapkan Keris Indonesia sebagai *Masterpiece of The Oral and Intangible Heritage of Humanity*. Keris memiliki bilah yang terdiri dari Pamor, Dhapur, dan Tangguh yang merupakan istilah yang digunakan untuk menyebut nama bentuk dari bilah Keris. Dhapur Keris ada yang berbentuk lurus dan lengkok (*Luk* dalam bahasa Jawa). Yang berbentuk *luk*, jumlahnya bermacam-macam, mulai dari *luk* 3 (tiga) sampai *luk* 29 (dua puluh Sembilan). Karena jenisnya yang banyak (sekitar 150 jenis yang diakui), bentuk Dhapur ini terkadang memiliki karakteristik yang mirip dan sulit dibedakan meskipun jenisnya berbeda. Untuk mengenali Dhapur Keris, perlu melakukan pengamatan pada Tabel ricikan Dhapur yang tentu saja sangat banyak dan harus memahami setiap detail Ricikan dengan benar. Hal ini menyebabkan tidak semua orang dapat mengenali Keris dengan mudah. Penelitian ini bertujuan membangun model pengenalan jenis Keris berdasarkan Dhapur dengan menggunakan citra Keris, sehingga tidak perlu mengamati Tabel Ricikan Dhapur. Metode *Deep learning* dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) diimplementasikan untuk membangun model untuk klasifikasi jenis Keris berdasarkan Dhapur. Data Keris diambil secara manual dan maupun dari buku. Data citra terdiri dari 46 citra Keris yang terdiri dari dua kelas yaitu 10 Keris Parung Sari dan 36 Keris Tilam Upih. Validasi menggunakan 13 citra Tilam Upih dan 12 citra Parung Sari. Akurasi proses *training* sebesar 78,26% dan nilai validasi sebesar 52%. Hal ini menunjukkan bahwa masih perlu adanya peningkatan baik dalam teknik pengolahan maupun jumlah data.

Kata kunci: *convolutional neural network (CNN), Keris Jawa, klasifikasi*

IMPLEMENTATION OF *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* ALGORITHM FOR KERIS RECOGNITION

Abstract

UNESCO designated Indonesian Keris as a *Masterpiece of The Oral and Intangible Heritage of Humanity*. Keris has blades consisting of Pamor, Dhapur, and Tangguh, which are terms used to name the shape of the Keris blade. There are straight and curved shape of Dhapur Keris (*Luk* in Javanese). The number of *luk* is varied, ranging from *luk* 3 (three) to *luk* 29 (twenty-nine). Because of its many types (around 150 recognized types), this form of Dhapur Keris sometimes has similar characteristics and is difficult to differentiate even though it is a different type. To recognize Dhapur Keris, it needs to observe Dhapur Ricikan table which of course consist of many types and must understand every detail of the ricikan correctly. This means that not everyone can recognize Keris easily. This research aims to build a model for recognizing Keris types based on Dhapur by using Keris images, so there is no need to observe the Dhapur Ricikan table. The *Deep learning* method with the *Convolutional Neural Network* (CNN) algorithm was implemented to build a model for classifying Keris types based on Dhapur. Keris data was taken manually and also from books. The image data consists of 46 Keris images consisting of two classes, namely 10 Parung Sari Keris and 36 Upih Tilam Keris. Validation used 13 images of Tilam Upih and 12 images of Parung Sari. The accuracy of the training process was 78.26% and the validation value was 52%. This shows that there is still a need to improve both processing techniques and the amount of data.

Keywords: *classification, convolutional neural network (CNN), Javanese Keris*

1. PENDAHULUAN

Sejak berabad-abad yang lalu, Indonesia telah memiliki berbagai jenis senjata tradisional. Adanya senjata tradisional tersebut dapat diketahui dari

tulisan-tulisan prasejarah, dalam relief-relief candi, dari cerita-cerita rakyat dan lain sebagainya. Dalam budaya masyarakat Jawa, kelompok senjata tajam yang sangat melekat dalam kehidupan sehari-hari adalah Keris. Keris bukan hanya sebagai senjata

tajam, tetapi juga sebagai simbol dan memiliki nilai-nilai seni dan filosofi. Keris yang diciptakan melalui Teknik tempa tradisional memiliki keseimbangan, simetris dan daya magis (Kusumatatwa, Setiadi and Nagoro, 2021). Pada tanggal 25 November 2005 UNESCO telah menetapkan Keris Indonesia sebagai warisan budaya tak benda dunia (*Masterpiece of the Oral and Intangible Heritage of Humanity*) (Setyawati, 2018).

Daya magis sendiri tercipta dari Pamor yang membentuk motif pada bilah Keris. Tidak hanya bilah Keris, sarung Keris (warangka) yang terbuka pada berbagai kemungkinan material dan kemasan rupa merupakan daya Tarik visual tersendiri. Semua visual Keris (mencakup luk, bilah, ricikan, pegangan, warangka) mencerminkan kebudayaan masyarakat. Setiap desain Keris menggambarkan lapisan sejarah kebudayaan dari masa-masa produksinya dan dalam setiap kebudayaan, terkandung nilai, perilaku/adat dan material khas (Komunitas Cinta Budaya, 2022). Keris terdiri dari berbagai jenis dan dibedakan berdasarkan bagian-bagian yang terdapat di Keris tersebut, sehingga Keris memiliki ratusan jenis dengan karakteristiknya yang berbeda-beda. Sebuah bilah Keris terdiri dari Dhapur, Pamor dan Tangguh dimana ketiga ciri ini merupakan ciri mendasar dalam mengidentifikasi sebuah Keris (Wibawa et al., 2024). Dhapur adalah istilah yang digunakan untuk menyebut nama bentuk dari bilah Keris. Dhapur Keris ada yang berbentuk lurus dan lengkok (*Luk* dalam bahasa Jawa). Yang berbentuk *luk*, jumlahnya bermacam-macam, mulai dari *luk* 3 (tiga) sampai *luk* 29 (dua puluh Sembilan). Jenis Keris berdasarkan Dhapur yang diakui secara baku sekitar 150 jenis (Nurnaningsih, 2020). Namun, bentuk Dhapur Keris tidak mudah dikenali secara langsung. Selain karena jenisnya yang banyak, bentuk Dhapur ini terkadang memiliki karakteristik yang mirip meskipun jenisnya berbeda. Sebenarnya, untuk mengenali Dhapur Keris, seseorang dapat mengamati ciri-ciri Dhapur pada Tabel Ricikan Keris (Haryoguritno, 2005). Ricikan Keris tersebut meliputi ada tidaknya Kembang Kacang, Jalen, Lambe Gajah, Gandhik Lugas, Gandhik Ukir, Pejetan, Tikel Alis, Sogokan Depan, Sogokan Belakang, Sraweyan, Greneng, Thingil, Pudhak Sategal, dan Kruwingan, dimana Ricikan ini dibedakan berdasarkan jumlah *Luk*. Untuk dapat mengenali Keris, maka harus memahami setiap detil dari ricikan, sehingga hal ini menyebabkan tidak semua orang dapat mengenali Keris dengan mudah. Contoh Dhapur Keris dapat dilihat pada Gambar 1 (bagian kotak merah).

Perkembangan teknologi saat ini, terutama dengan adanya teknologi pengolahan citra, sangat memungkinkan untuk dilakukan proses pengenalan suatu obyek atau gambar secara otomatis (Damanik, 2022). Penelitian mengenai pengenalan jenis senjata tradisional menggunakan teknik pengolahan citra pernah dilakukan oleh (Adhi, Widodo and Anugrah, 2019). Penelitian tersebut menggunakan metode

deteksi tepi *canny* dan *thresholding* dan algoritma *backpropagation* untuk mengenali berbagai jenis senjata tradisional Indonesia seperti badik, clurit, golok, Keris, dan lain-lain. Penelitian sejenis juga dilakukan oleh (Saputra, Mulyana and Yel, 2022) yang menjadikan senjata tradisional Jawa Tengah berupa Keris, Tombak, Kudi, Wedung dan Plinteng sebagai obyek. Pengenalan dilakukan dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).



Gambar 1. Keris dengan Dhapur Parung Sari

Penelitian yang mengkhususkan untuk melakukan pengenalan berbagai jenis Keris belum banyak. Penelitian yang dilakukan oleh (Budi and Peterzon, 2015) bertujuan untuk melihat kesamaan di antara 10 jenis Keris Jawa menggunakan teknik pengolahan citra dengan mengkombinasikan metode deteksi tepi (*edge detection*) memakai algoritma *canny* dan *basic morphological* untuk segmentasi citra. Penelitian tentang Dhapur Keris hanya dilakukan oleh (Setyadi, Kuncoro and Purnama, 2020) yang menggunakan sistem pakar untuk identifikasi Keris Jawa berdasarkan Dhapur. Pendekatan yang digunakan yaitu *knowledge representation* dari pakar Keris yang mengidentifikasi Dhapur Keris berdasarkan ricikan. Pengenalan jenis Keris tidak menggunakan teknik pengolahan citra, tetapi pengguna yang ingin belajar harus membaca tabel ricikan untuk dijadikan input ke sistem agar dapat dikenali nama Dhapurnya. Meskipun demikian, telah ada penelitian yang melakukan pengenalan empat jenis Dhapur yaitu Dhapur Carita, Pandawa, Sempene, dan Sempener dengan algoritma CNN dan akurasi yang diperoleh 99% (Kuroi and Darmawan, 2022). Penelitian terkait pengenalan jenis Keris juga dilakukan dengan mengenali ciri Pamor, Dhapur, dan Tangguh Keris (Wibawa et al., 2024). Penelitian tersebut memperoleh akurasi tertinggi dalam pengenalan jenis Tangguh yaitu 92%, dan Pamor 80%, sementara Dhapur menghasilkan akurasi yang rendah yaitu 62%. Algoritma CNN juga digunakan untuk pengenalan senjata tradisional Sumatera Barat dengan menggunakan tiga jenis senjata yaitu Kerambit, Keris, dan Sumpitan. Akurasi yang diperoleh 100% (Herlangga, Karim and Nurwijaya, 2024).

Berdasarkan penelitian yang telah ada sebelumnya, dimana pengguna harus mencermati Tabel Ricikan Dhapur. Hal ini sangat sulit dilakukan karena pengguna juga harus memahami setiap ciri atau ricikan dengan benar. Sementara telah ada penelitian yang melakukan pengenalan empat jenis Dhapur menggunakan CNN. Oleh karena itu,

penelitian ini akan membangun model klasifikasi menggunakan algoritma CNN yang mampu mengenali Dhapur Keris yaitu Tilm Upih dan Parung Sari yang belum pernah dilakukan, dengan akurat dan tanpa harus mengamati tabel ricikan Dhapur. Algoritma ini dipilih karena merupakan algoritma yang sudah sangat dikenal dan banyak digunakan untuk klasifikasi (Harahap et al., 2020). Selain itu menurut (Luo et al., 2019), (Purwaningsih, Anjani and Utami, 2019) dan (Wibawa et al., 2024), CNN memiliki kinerja yang sangat bagus untuk klasifikasi citra. Jenis Keris yang digunakan dalam penelitian ini adalah Keris Jawa dengan Dhapur Parung Sari dan Tilm Upih. Penelitian ini juga dapat menjadi rujukan pada penelitian selanjutnya dalam bidang *computer vision* maupun dalam bidang kebudayaan.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sumber Data dan Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan yaitu data citra Keris yang terdiri dari dua jenis yaitu data primer dan sekunder. Data primer diperoleh dari pengambilan data secara manual dari koleksi salah satu pakar Keris di Yogyakarta, Bapak Dr. KPH. Ismara Winotonagoro, M.Pd., M.Kes. Citra hasil foto tersebut memiliki ekstensi .jpg dan berukuran 6016x4016. Jumlah data primer yang digunakan dalam penelitian ini adalah 29 citra yang terdiri dari 10 citra Parung Sari dan 19 citra Tilm Upih yang digunakan sebagai data *training*. Selain itu, data sekunder juga ditambahkan sebanyak 17 citra Tilm Upih dalam proses *training*. Kemudian untuk validasi menggunakan data sekunder berjumlah 25 terdiri dari 13 citra Tilm Upih dan 12 citra Parung Sari yang merupakan data sekunder. Data sekunder ini berekstensi .png dengan ukuran citra yang bervariasi, yang diperoleh dari beberapa koleksi buku Keris dan sumber – sumber lain dari internet.

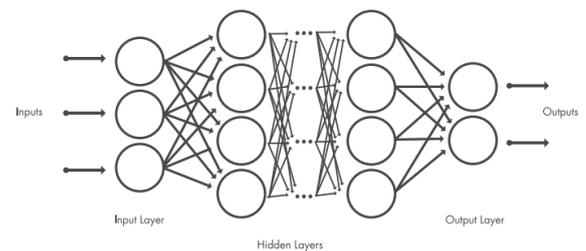
2.2 Deep Learning

Deep learning merupakan salah satu jenis *machine learning* dimana sebuah model belajar untuk melakukan tugas klasifikasi secara langsung dari citra, teks, ataupun suara. *Deep learning* biasanya diimplementasikan menggunakan arsitektur *neural network*. Kata “*deep*” merujuk pada jumlah *layer* atau lapisan dalam jaringan – lebih banyak lapisan, maka jaringan akan lebih mendalam. *Neural network* tradisional dapat berisi hanya 2 atau 3 lapisan, sementara *deep networks* bisa memiliki ratusan lapisan (The Mathworks, 2021). Sebuah *deep neural network* menggabungkan beberapa lapisan pemrosesan *non-linier* menggunakan elemen sederhana yang beroperasi secara paralel dan berdasarkan pada sistem saraf biologis, yang terdiri dari lapisan input, beberapa lapisan tersembunyi, dan sebuah lapisan keluaran. Lapisan tersebut saling terhubung melalui node, atau neuron, dengan setiap

lapisan tersembunyi menggunakan keluaran dari lapisan sebelumnya sebagai masukan. Sebagai ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 2 (The Mathworks, 2021).

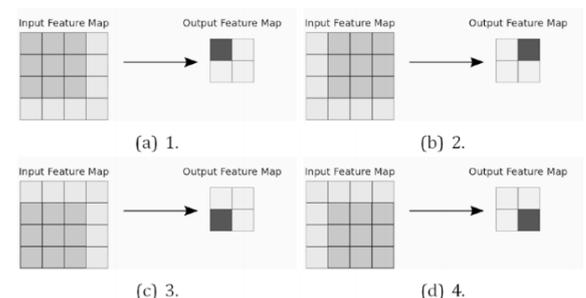
2.3 Convolutional Neural Network

CNN atau ConvNet merupakan salah satu algoritma *deep learning* yang sangat populer untuk data citra dan video. CNN merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang digunakan untuk mengolah data *two-dimensional* (Purwaningsih, Anjani and Utami, 2019). CNN termasuk dalam *Deep Neural Network* karena kedalaman *network* dan dapat diimplementasikan pada data yang besar. Seperti *neural network*, CNN juga terdiri dari sebuah lapisan masukan, sebuah lapisan keluaran dan banyak lapisan tersembunyi (*hidden layer*) diantara kedua lapisan tersebut, seperti yang ditampilkan pada Gambar 2. Secara umum, lapisan konvolusi akan mendeteksi tepi citra, kemudian lapisan *subsampling* akan mengurangi dimensi fitur yang diperoleh dari lapisan konvolusi. Selanjutnya diteruskan ke *output node* melalui proses *forward propagation*, dan yang terakhir prediksi kelas data menggunakan fungsi aktivasi *softmax* pada *dense layer* (*fully connected layer*) (Purwaningsih, Anjani and Utami, 2019).



Gambar 2. Ilustrasi *deep neural network* (The Mathworks, 2021).

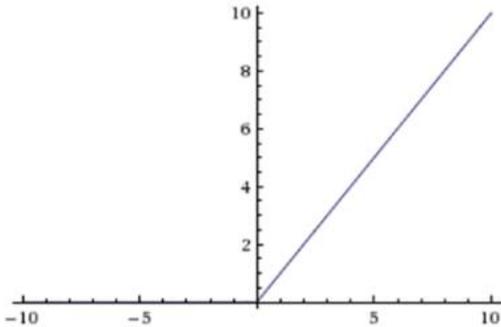
A. Feature Detection Layer



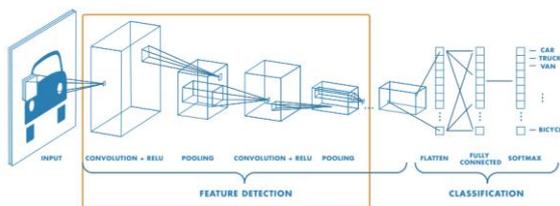
Gambar 3. Ekstraksi fitur dengan konvolusi (Bhattacharjee, 2019).

CNN diawali dengan *input* citra selanjutnya proses konvolusi dimana citra dimasukkan ke serangkaian filter konvolusional seperti yang ditampilkan pada Gambar 3. Tahap ini bertujuan untuk mengekstraksi fitur dari citra masukan, dengan menggunakan kernel atau matriks filter yang digeser diatas matriks (dikalikan) citra masukan.

Hasil perkalian selanjutnya dijumlahkan dan disimpan sebagai matriks hasil (Bhattacharjee, 2019).



Gambar 4. Fungsi aktivasi ReLU (Bhattacharjee, 2019).

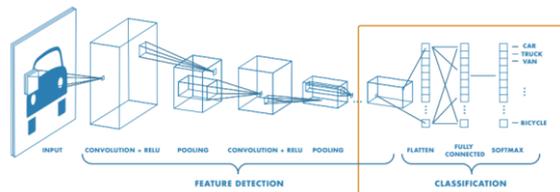


Gambar 5. Feature detection layer (The Mathworks, 2021).

Lapisan ReLU (*Rectified Linear Unit*) merupakan fungsi aktivasi yang digunakan pada algoritma CNN. Fungsi aktivasi ReLU diimplementasikan setelah lapisan konvolusi yang didefinisikan $f(x) = \max(0, x)$ dan ditampilkan pada Gambar 4. Fungsi aktivasi ini memungkinkan pelatihan yang lebih cepat dan efektif dengan memetakan nilai negatif ke nol dan mempertahankan nilai positif (The Mathworks, 2021).

Lapisan selanjutnya yaitu *pooling*, yang menyederhanakan *output* dengan melakukan *nonlinear downsampling*, mengurangi jumlah parameter yang diperlukan jaringan untuk *training* (The Mathworks, 2021). Lapisan *pooling* tidak terpengaruh oleh proses pelatihan karena lapisan ini tidak memiliki bobot seperti lapisan lainnya (Purwaningsih, Anjani and Utami, 2019). Tahap ini akan dilakukan berulang-ulang seperti yang diilustrasikan pada Gambar 5.

B. Classification Layer



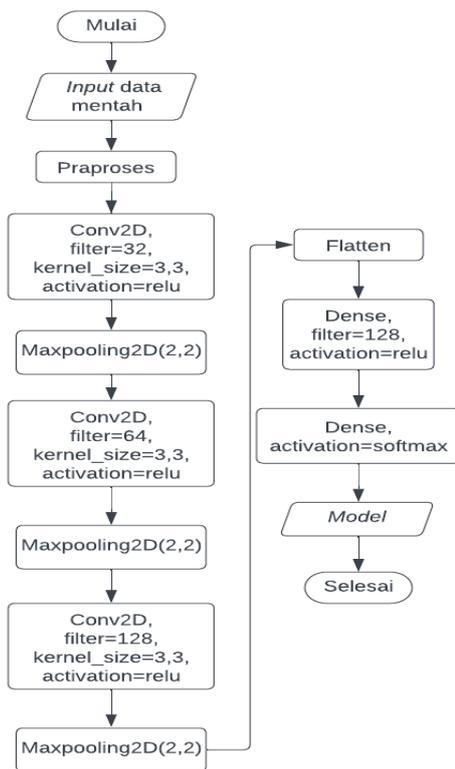
Gambar 6. Classification Layer (The Mathworks, 2021).

Lapisan selanjutnya adalah lapisan *fully connected* (FC) merupakan lapisan yang memiliki neuron-neuron yang saling terhubung (Purwaningsih, Anjani and Utami, 2019). Lapisan ini menghasilkan keluaran sebuah vektor dimensi K dimana K adalah jumlah kelas yang akan diprediksi oleh jaringan.

Vektor ini berisi probabilitas untuk masing-masing kelas dari setiap citra yang diklasifikasi. Lapisan terakhir dari arsitektur CNN menggunakan fungsi softmax untuk menyediakan keluaran klasifikasi (The Mathworks, 2021) seperti ditampilkan pada Gambar 6. Cara kerja dari lapisan ini sama seperti *forward propagation* pada *artificial neural network*, sehingga terdapat bobot (*weight*) pada lapisan ini yang menghubungkan neuron. Bobot ini akan berubah selama proses *training* (Purwaningsih, Anjani and Utami, 2019).

3. RANCANGAN PENELITIAN

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahap seperti pada Gambar 7 yang diawali dengan tahap praproses. Di tahap ini, proses *cropping image* yang bertujuan untuk berfokus pada bagian Keris yang akan diteliti yaitu Dhapur. Selanjutnya, resolusi citra diubah menjadi 300x150, dikarenakan hasil *cropping* berukuran cukupF besar. Hal ini akan mempengaruhi proses *training*, karena semakin besar ukuran data maka proses *training* akan menjadi semakin lama. Setelah itu, citra hasil *crop* kemudian dimasukkan pada arsitektur CNN.



Gambar 7. Alur penelitian.

Tahap awal dalam arsitektur CNN yaitu melakukan konvolusi dan fungsi aktivasi ReLU. *Pooling* yang digunakan adalah *Maxpooling*. *Maxpooling* akan mengekstrak nilai piksel maksimum (yang paling besar) dari *Region of Interest* (ROI) dan membuat *feature map* yang baru. Proses konvolusi biasanya menggunakan filter yang terus meningkat sehingga arsitektur CNN dalam penelitian

ini menggunakan filter 32, 64, 128. Selanjutnya pada tahap klasifikasi, lapisan *flatten* digunakan untuk mengubah *array* dua dimensi dari proses konvolusi menjadi *array* satu dimensi. Selanjutnya, lapisan *dense* akan menggunakan *output* dari lapisan *flatten* untuk mengklasifikasi citra berdasarkan labelnya. *Final output* dari lapisan *dense* memiliki jumlah node yang sama dengan *output class*. Tahap selanjutnya, yaitu lapisan *fully connected*, memiliki neuron-neuron yang saling terhubung. Lapisan ini akan mengubah *feature map* dari lapisan *pooling* menjadi sebuah node. Cara kerja lapisan ini sama seperti lapisan propagasi maju pada *Artificial Neural Network* (ANN), sehingga di lapisan ini juga ada bobot yang menghubungkan antar neuron. Tahap terakhir yaitu *softmax*, diimplementasikan dengan jumlah kernel 1 yang merupakan *output class* yang akan dikenali yaitu Parung Sari atau Tilam Upih.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian diawali dengan proses *cropping image*, yang ditampilkan pada Gambar 8(a) yaitu Parung Sari dan Gambar 8(b) yaitu Tilam Upih. Tahap selanjutnya yaitu mempersiapkan *dataset pipeline* dan *augmentation* citra. *Dataset pipeline* ini berfungsi untuk melakukan ekstraksi data *image*, yang berasal dari sebuah folder menjadi *array* yang dapat dibaca oleh *tensorflow*. Tahap ini dilakukan karena data *image* disimpan dalam folder. Pada tahap ini, juga menentukan augmentasi atau generator yang dibutuhkan dengan menggunakan fungsi *ImageDataGenerator*. Tujuannya adalah untuk memperluas *dataset* dikarenakan jumlah data yang sedikit. Parameter yang digunakan yaitu:

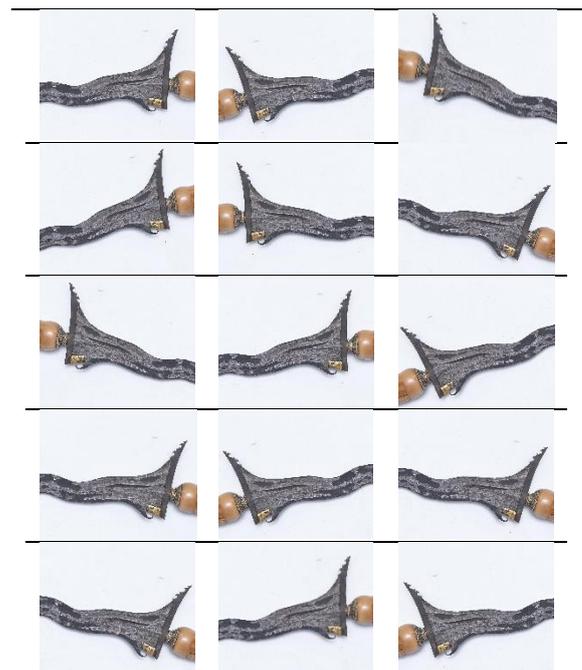
- rescale* = 1./255 yang berfungsi untuk mengubah skala nilai citra. Disini digunakan 1./255 yang artinya setiap nilai akan dikali 1/255 sehingga rentang nilai akan berada diantara 0 dan 1.
- Rotation_range* = 20 yang bertujuan untuk menentukan rentang rotasi derajat untuk menghasilkan variasi dalam dataset, dimana *image* dapat diputar hingga 20 derajat searah jarum jam atau berlawanan arah.
- Horizontal_flip* = True, berfungsi untuk menentukan bahwa *image* dapat dibalik secara horizontal.
- Shear_range* = 0.2 berfungsi untuk menentukan rentang pergeseran agar menghasilkan variasi pada dataset. Pergeseran *shear* merupakan transformasi linier dimana titik-titik dalam *image* bergerak dalam arah tegak lurus terhadap garis linier. Nilai 0.2 menunjukkan bahwa *image* dapat digeser hingga 20%.
- Fill_mode* = nearest, yang berfungsi untuk mengisi piksel yang muncul setelah melakukan transformasi. 'nearest' berarti piksel yang baru dihasilkan akan diisi nilai piksel terdekat dari posisi aslinya.

Hasil augmentasi dapat dilihat pada Gambar 9, dimana 1 data *image* dapat diperluas menjadi 21 data *image* dengan *angle* yang berbeda. Selanjutnya, fungsi *flow_from_directory()* digunakan untuk menerapkan transformasi yang telah ditentukan oleh generator. Disini citra akan diubah ukurannya menjadi 300x150. Selanjutnya, proses membangun model dan dilanjutkan proses *compile* model dengan parameter *Optimizer*: RMSProp, *Loss*: Binary Crossentropy karena hanya ada 2 kelas yang akan diklasifikasi). Tahap selanjutnya yaitu, melatih model dengan jumlah *Epoch* sebanyak 20. Akurasi yang diperoleh yaitu 78,26% dengan validasi sebesar 52% seperti yang ditampilkan pada Gambar 10.

Gambar 11 merupakan grafik *training loss* sebesar 0,63 dan *validation loss* sebesar 0,72 menggunakan *optimizer* RMSProp. Kemudian, untuk menguji kestabilan model yang dibangun, *optimizer* Adam diimplementasikan dan diperoleh akurasi 78,26% dan validasi 52%, sementara nilai *training loss* menjadi 0,33 dan *validation loss* meningkat menjadi 2,43, yang dapat dilihat pada Gambar 12. Pengujian juga dilakukan menggunakan *optimizer* SGD dan diperoleh nilai akurasi 78,26% dan validasi 52% dengan *training loss* menjadi 0,31 dan *validation loss* meningkat menjadi 3,09 yang ditunjukkan pada Gambar 13.



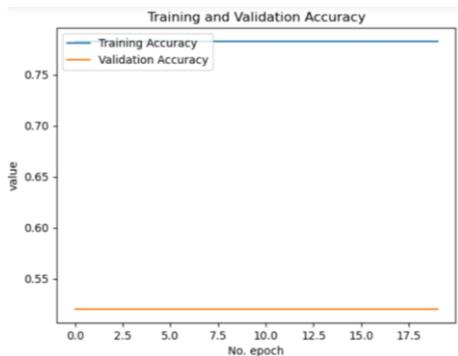
a. Parung Sari
b. Tilam Upih
Gambar 8. Contoh citra hasil *crop*



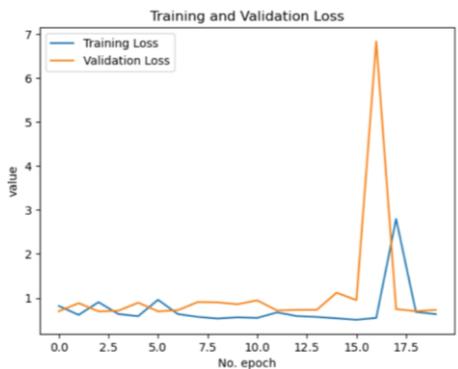


Gambar 9. Hasil Augmentasi Citra.

Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat dilihat bahwa akurasi tidak berubah (stabil), meskipun *optimizer* diubah. Jika dilihat, akurasi yang diperoleh masih cukup rendah. Hal ini mungkin disebabkan karena jumlah data yang sedikit, sehingga untuk penelitian selanjutnya perlu menambahkan *dataset* yang lebih bervariasi dengan jumlah yang lebih banyak.



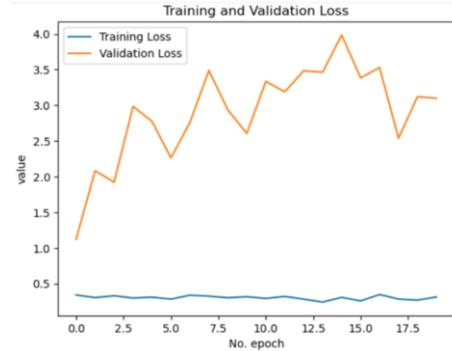
Gambar 10. Grafik akurasi *training* dan validasi.



Gambar 11. Grafik akurasi *Loss* pelatihan model dengan RMSProp.



Gambar 12. Grafik akurasi *Loss* pelatihan model dengan Adam.



Gambar 13. Grafik akurasi *Loss* pelatihan model dengan SGD.

5. KESIMPULAN

Keris merupakan warisan budaya Indonesia yang harus dilestarikan keberadaannya, sementara informasi seperti buku terkait Keris semakin sulit didapatkan. Buku-buku tentang Keris pun terkadang sulit dipahami, sehingga dibutuhkan cara lain untuk mengenalkan Keris kepada masyarakat Indonesia khususnya generasi muda. Oleh karena itu, penelitian ini mengimplementasikan metode *deep learning* dengan algoritma CNN untuk membangun sebuah model yang dapat digunakan untuk melakukan terhadap pengenalan jenis Keris berdasarkan Dhapur Keris yaitu Dhapur Parung Sari dan Tilam Upih. Tahap awal yang dilakukan yaitu praproses yang terdiri dari *cropping* citra, kemudian mengubah ukuran citra menjadi 300x150. Implementasi algoritma CNN menggunakan *hyperparameter* seperti *Epoch: 20, Optimizer: RMSProp, Loss: Binary Crossentropy*

Akurasi yang diperoleh yaitu nilai *training* sebesar 78,26% dan nilai validasi sebesar 52%. Hasil ini masih cukup rendah, meskipun *hyperparameter* telah diubah. Hal ini mungkin disebabkan karena jumlah data yang digunakan cukup sedikit, sehingga pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambah jumlah data maupun jenis Keris.

DAFTAR PUSTAKA

- ADHI, B.P., WIDODO & ANUGRAH, R.S.2019. Indonesian Traditional Weapons Recognition Using Backpropagation. In: *1st 2018 Indonesian Association for Pattern Recognition International Conference, INAPR 2018 - Proceedings.* pp.67–70. <https://doi.org/10.1109/INAPR.2018.8627033>.
- BHATTACHARJEE, J., 2019. Practical machine learning with Rust: Creating intelligent applications in Rust. *Practical Machine Learning with Rust: Creating Intelligent Applications in Rust.* <https://doi.org/10.1007/9781484251218>.
- BUDI, H. AND PETERZON, R., 2015. Hybrid Method and Similarity to Recognize Javanese Keris. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 6(9),

- pp.108–114.
<https://doi.org/10.14569/ijacsa.2015.060914>.
- DAMANIK, M., 2022. Aplikasi Pengenalan Identitas Gambar Dengan Menggunakan Metode Backpropagation. *Journal of Informatics, Electrical and Electronics ...*, 1(3), pp.84–90.
- HARAHAP, M., JEFFERSON, J., BARTI, S., SAMOSIR, S. & TURNIP, C.A., 2020. Implementation of Convolutional Neural Network in the classification of red blood cells have affected of malaria. *Sinkron*, 5(2), pp.199–207.
<https://doi.org/10.33395/sinkron.v5i2.10713>.
- HARYOGURITNO, H., 2005. *Keris Jawa : Antara Mistik dan Nalar*. Jakarta: Indonesia Kebanggaanku.
- HERLANGGA, A., KARIM, R.R. & NURWIJAYA, M.K., 2024. Penerapan Transfer Learning EFFICIENTNETB3 untuk Pengenalan Senjata Tradisional Sumatera Barat menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). 12(2), pp.1416–1423.
- Komunitas Cinta Budaya, 2022. *Keris Indonesia for Peace and Humanity*. Komunitas Cinta Budaya.
- KURONI, L.M.W. & DARMAWAN, D.B.A., 2022. Identifikasi Dhapur Keris dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Prosiding Seminar Nasional Universitas Ma Chung*, [online] pp.110–119. Available at: <https://ocs.machung.ac.id/index.php/seminar_nasional_machung/article/view/291>.
- KUSUMATATWA, K.I., SETIADI, A. & NAGORO, K.S.D., 2021. Estetika Metafisika pada Seni Keris sebagai Media Pembelajaran. *Journal of Contemporary Indonesian Art*, 7(2), pp.74–89.
<https://doi.org/10.24821/jocia.v7i2.5501>.
- LUO, C., LI, X., WANG, L., HE, J., LI, D. & ZHOU, J., 2019. How Does the Data set Affect CNN-based Image Classification Performance? In: *2018 5th International Conference on Systems and Informatics, ICSAI 2018*.
<https://doi.org/10.1109/ICSAI.2018.8599448>.
- NURNANINGSIH, N., 2020. Keadiluhungan Keris dalam Budaya Jawa. *Kawruh : Journal of Language Education, Literature and Local Culture*, 2(2), p.145.
<https://doi.org/10.32585/kawruh.v2i2.1582>.
- PURWANINGSIH, T., ANJANI, I.A. & UTAMI, P.B., 2019. Convolutional Neural Networks Implementation for Chili Classification. *Proceeding - 2018 International Symposium on Advanced Intelligent Informatics: Revolutionize Intelligent Informatics Spectrum for Humanity, SAIN 2018*, pp.190–194.
<https://doi.org/10.1109/SAIN.2018.8673373>.
- SAPUTRA, O., MULYANA, D.I. & YEL, M.B., 2022. Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Senjata Tradisional Di Jawa Tengah Dengan Metode Transfer Learning. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer dan Kecerdasan Buatan)*, 5(2), pp.45–52.
<https://doi.org/10.47970/siskom-kb.v5i2.282>.
- SETYADI, H.A., KUNCORO, D. & PURNAMA, B.E., 2020. Expert system for identification dhapur of java keris. *International Journal of Scientific and Technology Research*, 9(1), pp.1763–1767.
- SETYAWATI, E., 2018. Aplikasi Pengenalan Jenis Keris Tradisional dengan menggunakan Augmented Reality Berbasis Android. pp.590–595.
- The Mathworks, 2021. Introducing Deep Learning with MATLAB: ‘What is Deep Learning?’ *The MathWorks, Inc. MATLAB and Simulink are registered trademarks of The MathWorks, Inc.*, pp.1–14.
- WIBAWA, A.P., HANDAYANI, A.N., RUKANTALA, M.R.M., FERDYAN, M., BUDI, L.A.P., UTAMA, A.B.P. & DWIYANTO, F.A., 2024. Decoding and preserving Indonesia’s iconic Keris via A CNN-based classification. *Telematics and Informatics Reports*, [online] 13(January), p.100120.
<https://doi.org/10.1016/j.teler.2024.100120>.

Halaman ini sengaja dikosongkan