

Implementasi Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Klasifikasi Senjata Tradisional Di Jawa Tengah Dengan Metode *Transfer Learning*

Okta Saputra¹, Dadang Iskandar Mulyana², Mesra Betty Yel³

¹Porgam Studi Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Jakarta, Indonesia
okta.saputra98@gmail.com¹

²³Porgam Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Jakarta, Indonesia
mahvin2012@gmail², bettymesra86@gmail.com³

Diterima : 20 Februari 2022

Disetujui 27 Maret 2022

Abstract - Indonesia merupakan bangsa yang terdiri dari berbagai etnik dan memiliki keberagaman kesenian dan kebudayaan yang unik. Perkembangan zaman telah membawa perubahan seperti sejarah budaya, salah satunya adalah senjata tradisional. Senjata tradisional merupakan salah satu kekayaan budaya, seperti yang ada di Indonesia, Masyarakat di Indonesia sudah cukup mengenal berbagai jenis senjata tradisional dari daerah masing-masing namun untuk mengenal senjata tradisional dari daerah lain dapat dibidang kurang memahami, Banyaknya jenis senjata tradisional yang ada di Indonesia khususnya di pulau Jawa membuat peneliti tertarik untuk membuat suatu program pengenalan jenis senjata tradisional yang ada di Jawa Tengah berdasarkan *dataset* foto atau citra senjata tradisional menggunakan metode *Transfer Learning*. Citra senjata tradisional Jawa Tengah yang digunakan adalah Keris, Tombak, Kudi, Wedung dan Plinteng. Implementasi pengenalan citra ini dilakukan dengan memanfaatkan *Pre-Trained* model dari MobileNetV2 yang berjalan pada aplikasi *Google Collaboratory* dan *Tensorflow*. *Dataset* yang digunakan dalam pengujian sebanyak 638 data *training* atau sebesar 81% dan 147 data validasi atau sebesar 19% dengan melakukan pengujian sebanyak 50 kali dan *batch size* sebesar 32, maka diperoleh hasil akurasi sebesar 98,64% namun memiliki nilai *loss* sebesar 0.16.

Keywords - *Convolutional Neural Network*, *Transfer Learning*, Senjata Tradisional Jawa Tengah, MobileNetV2, *Tensorflow*

I. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan bangsa yang terdiri dari berbagai etnik dan memiliki keberagaman kesenian dan kebudayaan yang unik, kesenian merupakan bagian dari kebudayaan merupakan hasil cipta karsa manusia yang diekspresikan lewat suatu karya baik seni rupa, seni lukis, tari, grafis, maupun musik. Seni merupakan salah satu hasil cipta karya manusia, sering kali mempunyai nasib yang sama dengan manusia yang

menciptakannya. Sedangkan budaya merupakan hasil dari budi dan daya yang berupa cipta, karsa, dan rasa yang didalamnya mengandung kebiasaan manusia. Perkembangan zaman telah membawa perubahan seperti sejarah dan budaya yang ada di Indonesia, salah satunya adalah senjata tradisional [1].

Senjata tradisional merupakan salah satu kekayaan budaya, seperti yang ada di Indonesia. Pada zaman dahulu, senjata bertempur merupakan

yang memiliki berbagai macam bentuk yang unik dan beragam. Bahan yang digunakan juga cukup bervariasi dari segi bentuk dan jenisnya, antara lain seperti batu, kayu, dan tulang. Namun karena semakin berkembangnya zaman dari masa ke masa, maka bahan yang digunakan saat ini diganti dengan bahan logam seperti baja, perunggu, besi, hingga emas. Senjata ini memiliki berbagai macam ciri khas serta cerita tersendiri, masyarakat di Indonesia sudah cukup banyak mengenal berbagai macam jenis senjata tradisional dari daerah masing-masing namun untuk mengenal senjata tradisional dari daerah lain dapat dibidang masih kurang memahami [2]. Melihat perkembangan teknologi dimana masyarakat Indonesia yang bergantung dengan kecanggihan teknologi, memungkinkan sekali apabila budaya yang ada mulai dilupakan dan terkikis oleh perkembangan zaman, kebiasaan hidup masyarakat *modern* yang serba mengandalkan teknologi dan kesibukan sehari-hari masyarakat juga sangat memungkinkan kesenian dan budaya tradisional mulai dilupakan.

Berdasarkan permasalahan di atas dengan banyaknya jenis senjata tradisional yang ada di Indonesia khususnya di pulau Jawa membuat peneliti tertarik untuk membuat suatu program pengenalan jenis citra senjata tradisional khususnya yang ada di Jawa Tengah berdasarkan *dataset* foto atau 5 citra senjata tradisional yaitu Keris, Tombak Kudi, Wedung dan Plinteng, dengan menerapkan metode *Transfer Learning* dan memanfaatkan *Pre-Trained* model dari MobileNetV2 pada sampel citra yang kemudian dijadikan sebagai *dataset* proses *training Convolutional Neural Network* (CNN). Dalam penelitian ini diharapkan dapat mengetahui jumlah data yang tepat guna dapat menghasilkan nilai akurasi yang cukup tinggi dari citra senjata tradisional serta ikut memberikan kontribusi pengenalan senjata tradisional dalam pelestarian kesenian dan budaya Indonesia khususnya di Jawa Tengah.

II. LANDASAN TEORI

A. Senjata Tradisional Jawa Tengah

Senjata Tradisional Jawa Tengah itu banyak macamnya. Senjata Tradisional Jawa Tengah merupakan aset peninggalan nenek moyang dari Indonesia yang harus dijaga keberadaannya, Seperti yang kita ketahui, Indonesia memiliki banyak sekali daerah dengan tradisi serta kebudayaan yang cukup unik dan beragam. Keanekaragaman ini dapat dilihat dari perbedaan senjata tradisional pada masing-masing wilayah yang ada di Indonesia, seperti halnya wilayah provinsi Jawa Timur yang berbeda dengan wilayah Provinsi Jawa Tengah. Di Jawa Tengah tersendiri, masih terbagi berbagai macam jenis senjata yang memiliki ciri khasnya tersendiri. Jenis dari senjata tersebut haruslah tetap dilestarikan oleh generasi muda agar tidak punah dan tergerus perkembangan jaman. Tidak hanya memiliki fungsi sebagai alat untuk melindungi diri, tetapi senjata juga memiliki sisi keindahan serta magis yang hanya diketahui oleh masyarakat sekitar [3].

B. Jenis Senjata Tradisional Jawa Tengah

Keberadaan Senjata Tradisional yang ada di Jawa Tengah sampai saat ini banyak masyarakat sekitar yang masih menunjukkan rasa peduli untuk menjaga kelestarian senjata tradisional yang ada di sana. Namun, bagi generasi muda, sangatlah penting untuk mengetahui berbagai macam jenis senjata tradisional dari Jawa Tengah untuk ikut berperan melestarikan sebagai warisan yang ada di Indonesia. Berikut merupakan senjata tradisional dari provinsi Jawa Tengah yaitu Keris, Tombak, Kudi, Wedung, Plinteng [3].

C. Citra Digital

Citra digital merupakan suatu matriks dimana *indeks* baris dan kolomnya menyatakan suatu titik dimana pada citra tersebut dan elemen matriksnya (yang disebut dengan elemen gambar atau piksel) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Untuk sebuah citra digital, setiap piksel memiliki nilai *integer* yakni *gray level* yang menunjukkan amplitudo atau intensitas dari piksel tersebut. Citra merupakan fungsi dari dua dimensi yang dimana kedua variabelnya yaitu nilai amplitudo dan koordinatnya merupakan nilai *integer* [4].

D. Pengolahan Citra Digital

Dalam pengolahan citra ini dilakukan dengan beberapa teknik untuk memanipulasi citra agar dapat diketahui perbedaan atau ciri khas yang bisa membedakan antara citra yang satu dengan citra yang lainnya. Pengolahan citra merupakan proses memanipulasi citra dengan mesin komputer agar kualitas dari citra tersebut menjadi lebih baik. Pengolahan citra digital sendiri adalah ilmu yang mempelajari tentang teknik mengolah citra digital. Citra yang dimaksud adalah berupa gambar dua dimensi (foto), sedangkan digital mempunyai maksud bahwa pengolahan citra/gambar dapat dilakukan secara digital menggunakan komputer [5].

E. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu proses untuk mengelompokkan suatu data kedalam kelompok kelas yang mencirikan konsep atau kelas data untuk kepentingan tertentu. Pada klasifikasi terdapat informasi mengenai bagaimana data tersebut dikelompokkan kemudian dilakukan *training* pada sistem dengan data yang sudah diberikan label (ke dalam kelompok manakah data tersebut dikelompokkan), selanjutnya sistem akan mengklasifikasikan data-data yang baru ke dalam kelompok yang sudah ada [6].

F. Machine Learning

Machine learning adalah salah satu sub disiplin dalam ilmu AI. Metode-metode AI bisa diistilahkan dengan *soft computing*, *machine learning* yang merupakan salah satu bagian dari itu. Tom M. Mitchell menyatakan bahwa jika suatu program komputer dikatakan belajar dari pengalaman E yang berhubungan dengan beberapa tugas T dan ukuran performansi P , jika performansinya pada tugas-tugas T , sebagaimana diukur menggunakan P , meningkat dengan pengalaman E . Pernyataan tersebut dapat dikatakan bahwa suatu program komputer secara otomatis bisa semakin cerdas melalui pembelajarannya terhadap pengalaman-pengalaman atau masukan yang diperolehnya [7].

G. Transfer Learning

Transfer learning adalah metode yang bekerja dengan memanfaatkan arsitektur *network* yang telah ada. *Transfer learning* melakukan

modifikasi dan memperbarui parameter-parameter pada *network* tersebut. *Transfer learning* menjadikan *network* yang telah termodifikasi sebagai pembelajaran dengan tugas berbeda. Arsitektur CNN yang digunakan untuk *transfer learning* telah melakukan suatu pembelajaran terhadap data-data lain, sehingga tidak diperlukan lagi pembelajaran dari awal. Arsitektur *network* telah mengenali fitur-fitur berupa tekstur, bentuk dan warna sebagai hasil dari pembelajaran yang telah dilakukan sebelumnya [8]. Peningkatan proses pembelajaran yang baru melalui *transfer* pengetahuan dari tugas tersebut yang telah dipelajari sebelumnya. Teknik yang memungkinkan *transfer* pengetahuan membuat pembelajaran pada mesin dapat dilakukan seefisien pembelajaran yang di terapkan pada manusia [9].

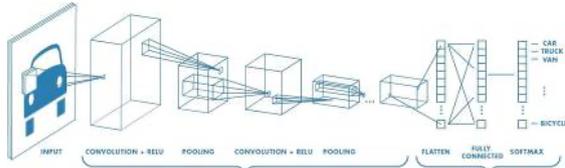
H. Tensorflow

TensorFlow adalah *open source library* untuk *machine learning* yang di rilis oleh Google yang mendukung beberapa bahasa pemrograman. Dalam proses *Transfer Learning*, *Tensorflow* berperan untuk memproses *Inception-v3* Model untuk di *training* ulang menggunakan data yang baru dan kemudian dapat menghasilkan *classifier* dengan komputasi yang cepat dan akurasi yang baik. *Tensorflow* tersendiri dapat digunakan pada semua sistem operasi [10].

I. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Networks (CNN) merupakan salah satu jenis *neural networks* yang ada pada *deep learning*. Berbeda dengan ANN dan RNN, CNN merupakan jenis *neural networks* yang biasanya digunakan untuk mengolah data dalam bentuk citra. CNN bekerja menggunakan *kernel*. *Kernel* tersebut akan mengekstrak fitur dari *input* dengan menggunakan operasi konvolusi [11], [12]. Dapat disimpulkan *Convolutional Neural Networks* (CNN) tidak jauh berbeda dari *neural network*, *neuron* pada *Convolutional Neural Networks* (CNN) memiliki *weight*, bias, dan *activation function*. Adapun lapisan penyusun dari sebuah CNN terdiri dari bagian *Convolution Layer*, *Activation ReLU Layer*, *Pooling Layer*, dan *Fully Connected Layer*

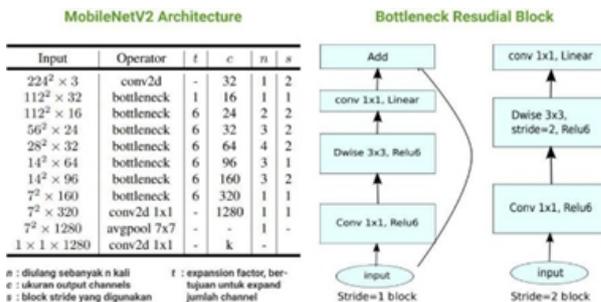
[13], [5]. Cara kerja *Convolutional Neural Network* dengan meniru dari jaringan saraf otak manusia [14].



Gambar 1. Arsitektur *Convolutional Neural Network* (sumber : [13])

J. MobileNetV2

Arsitektur *Convolutional Neural Networks* (CNN) MobileNetV2 memiliki nilai *score* akurasi yang cukup tinggi, serta yang menjadi keunggulan utamanya merupakan jumlah *training parameters* yang kecil dibandingkan dengan arsitektur CNN model lainnya, sehingga kebutuhan akan komputasinya lebih ringan. Selain itu *model size* MobileNetV2 ukurannya juga kecil, hanya sekitar 14MB saja, namun tentunya dengan performa yang baik. Sehingga kedepannya jika model tersebut akan di dibangun kedalam sebuah *real app*, sebagai contoh aplikasi android ataupun aplikasi berbasis *website* akan ringan dan berukuran kecil [15].



Gambar 2. Arsitektur MobileNetV2 (sumber : [15])

III. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode *Transfer Learning* dengan memanfaatkan model terlatih (*pre-trained model*) dari MobileNetV2 sebagai dasar pembuatan model final. Tahap awal yang dilakukan dengan mengumpulkan data-data penelitian yang dijadikan sebagai *dataset* dan akan di proses lebih lanjut dalam pengujian. Hasil pengujian berupa nilai evaluasi dari keseluruhan hasil pengujian. Berikut merupakan tahapan yang dilakukan:

A. Dataset Pengujian

Proses pengambilan data pada penelitian ini menggunakan *dataset public*. *Dataset public* dari *google image* senjata tradisional tersebut di *download* dengan menggunakan bantuan aplikasi *Fatkun Batch Download Image*. Sedangkan untuk sampel yang digunakan dalam penelitian ini hanya mengambil 5 jenis senjata tradisional dengan total sampel sebanyak 638 citra untuk data *training* dan 147 citra untuk data *testing*. Berikut merupakan 5 jenis senjata tradisional yang digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 1. *Dataset* Pengujian

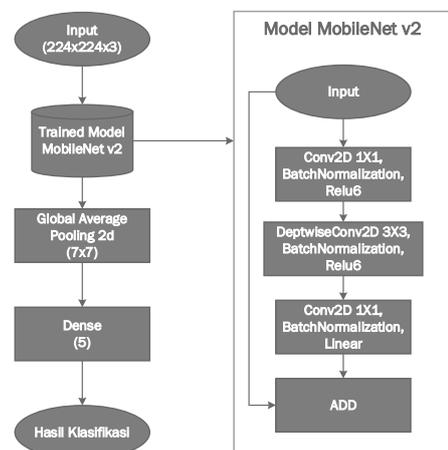
No	Variabel	Latih	Uji
1	Citra senjata Keris	135	33
2	Citra senjata Tombak	128	32
3	Citra senjata Kudi	129	31
4	Citra senjata Wedung	134	28
5	Citra senjata Plinteng	112	23



Gambar 3. Citra Senjata Tradisional Jawa Tengah (sumber : *google image*)

B. Rancangan Pengujian

Berikut merupakan rancangan pengujian yang digunakan dalam penelitian ini:



Gambar 4. Model Pengujian

Pada gambar 4 diatas merupakan rancangan model pengujian yang digunakan dalam penelitian ini. Dari rancangan tersebut dapat dilihat bahwa pertama merubah ukuran citra *input* menjadi 224x224x3 yang kemudian dilakukan proses *Featur Scalling* untuk mendapatkan nilai citra, hal ini dilakukan untuk memaksimalkan hasil klasifikasi yang akan di peroleh nantinya. Setelah itu data *input* akan di lakukan proses *training* terlebih dahulu dengan *Pre-Trained Model MobileNetv2* untuk mendapatkan fitur ekstraksinya. Pada proses ekstraksi fitur dilakukan dengan beberapa *stride* (*stride=n*) yang mana dalam setiap *stride* dilakukan dengan beberapa tahapan yang dilakukan hingga *stride n*. Pada gambar 4 sebelah kanan merupakan *block* tahapan yang dilakukan dalam setiap *stride* yang dinamakan *Bottleneck Residual block*. Pada MobileNetv2 terdapat 17 *stride block* namun untuk mendapatkan ekstraksi fitur kali hanya menggunakan 16 *stride block* penyaringan. Pada citra input terdapat 3 *layer* konvolusi di *block*. 2 terakhir merupakan *depthwise convolution* yang menyaring input, diikuti oleh *layer* konvolusi 1x1 untuk membuat saluran agar lebih kecil yang dikenal sebagai *layer* proyeksi (*projection layer*), lapisan ini memproyeksikan data dengan jumlah dimensi (saluran) yang tinggi ke dalam *tensor* dengan jumlah dimensi yang jauh lebih rendah. Untuk *depthwise convolution* bekerja pada *tensor* dengan 144 *chanel*/saluran, yang kemudian *layer* proyeksi akan menyusut menjadi 24 *chanel* yang disebut *bottleneck layer* karena mengurangi jumlah data yang mengalir ke jaringan. Dari sinilah “*bottleneck residual block*” mendapatkan nama dari *output* di setiap *block* adalah *bottleneck*. *Layer* pertama merupakan anak baru *block* yang merupakan konvolusi 1x1 yang bertujuan untuk memperluas jumlah saluran dalam data sebelum masuk ke *depthwise convolution*, oleh karena itu lapisan ekspansi memiliki banyak *output chanel* dibandingkan *chanel* masukan dengan faktor ekspansi *default* adalah 6 (ReLU6). Pada bagian *Stide block* selanjutnya dilakukan dengan cara yang sama yaitu secara berurutan yaitu diikuti konvolusi 1x1 *regular*, *global average pooling layer*, dan *layer* klasifikasi dengan blok pertama menggunakan

konvolusi 3x3 dengan 32 *chanel* di dalamnya. Setelah mendapatkan ekstraksi fitur maka dilakukan *Global Average Pooling* berukuran (7x7) dan *dense* sebanyak 5 *neuron* sesuai dengan banyaknya label klasifikasi yang disebut dengan *Softmax*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah model sebelumnya selesai dibuat, selanjutnya melakukan pelatihan data senjata tradisional Jawa Tengah kedalam fungsi his yaitu fungsi memanggil histori model dengan melakukan melakukan fit model. Data citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah data 5 kelas senjata tradisional Jawa Tengah dengan jumlah data latih (*train*) sebanyak 785 yang dibagi menjadi 638 data *training* atau sebesar 81% dan 147 data validasi atau sebesar 19%. Setelah pengujian, selanjutnya kita uji coba untuk melakukan prediksi dari model yang sudah dibuat pada 35 data citra yang terdiri dari 5 kelas. Setelah model final selesai dibuat selanjutnya kita masukan kedalam *fit model*, dengan *epoch* sebanyak 50 kali dan *batch size* sebesar 32. *Epoch* merupakan banyaknya jaringan akan melihat seluruh kumpulan data, sedangkan *batch_size* adalah jumlah contoh pelatihan dalam satu *forward/backward pass*. Semakin tinggi nilai suatu *batch_size* maka akan semakin banyak memori yang dibutuhkan.

A. Hasil Pengujian Model

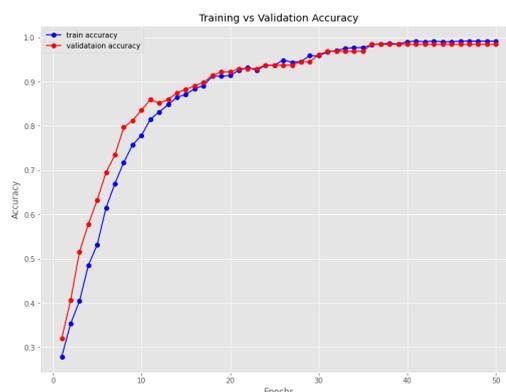
Tabel 2. Hasil Pengujian

Epoch	Data Train		Data Validation	
	loss	accuracy	val loss	val acc
1	1,71071	0,27888	1,59970	0,32031
2	1,48813	0,35314	1,41966	0,40625
3	1,36719	0,40429	1,28047	0,51563
4	1,24902	0,48515	1,16461	0,57813
5	1,16239	0,53135	1,06076	0,63281
6	1,06973	0,61551	0,98444	0,69531
7	0,98505	0,66997	0,90613	0,73438
8	0,93134	0,71782	0,83142	0,79688
9	0,86656	0,75743	0,77466	0,81250
10	0,80558	0,77888	0,72809	0,83594
11	0,75852	0,81518	0,67276	0,85938

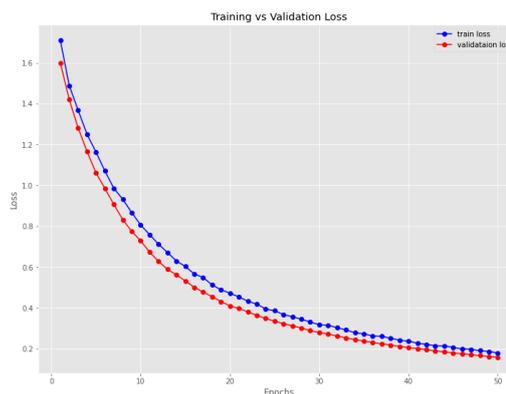
12	0,71179	0,83168	0,62765	0,85156
13	0,67113	0,84818	0,58863	0,85938
14	0,62966	0,86469	0,56166	0,87500
15	0,60269	0,87129	0,53151	0,88281
16	0,56625	0,88449	0,50083	0,89063
17	0,54845	0,89109	0,47714	0,89844
18	0,51216	0,91254	0,45506	0,91406
19	0,48841	0,91254	0,43082	0,92188
20	0,47143	0,91419	0,40936	0,92188
21	0,45388	0,92574	0,39662	0,92969
22	0,43220	0,93234	0,38112	0,92969
23	0,41912	0,92574	0,36254	0,92969
24	0,39429	0,93729	0,34815	0,93750
25	0,38579	0,93729	0,33453	0,93750
26	0,36732	0,94884	0,32262	0,93750
27	0,35675	0,94389	0,31200	0,93750
28	0,34409	0,94554	0,30117	0,94531
29	0,33094	0,95875	0,28805	0,94531
30	0,31709	0,95875	0,27889	0,96094
31	0,31468	0,96700	0,27173	0,96875
32	0,30273	0,97030	0,26230	0,96875
33	0,29162	0,97525	0,25288	0,96875
34	0,27759	0,97690	0,24412	0,96875
35	0,27288	0,97690	0,23742	0,96875
36	0,26216	0,98355	0,23069	0,98438
37	0,26027	0,98515	0,22356	0,98438
38	0,25118	0,98680	0,21788	0,98438
39	0,24126	0,98515	0,21053	0,98438
40	0,23751	0,99010	0,20562	0,98438
41	0,22651	0,99175	0,20067	0,98438
42	0,22152	0,99010	0,19526	0,98438
43	0,21452	0,99175	0,18964	0,98438
44	0,21378	0,99010	0,18382	0,98438
45	0,20620	0,99013	0,17911	0,98438
46	0,19875	0,99175	0,17519	0,98438
47	0,19714	0,99175	0,17112	0,98438
48	0,19051	0,99175	0,16609	0,98438
49	0,18628	0,99175	0,16139	0,98438
50	0,17917	0,99175	0,15866	0,98438

Tabel 2 diatas merupakan hasil dari pelatihan data *train* dan data *test* dengan menggunakan epoch sebanyak 50 kali. Dapat diketahui bahwa

Tabel 2 merupakan hasil pengujian validasi. Nilai *accuracy* bahwa iterasi menghasilkan nilai akurasi dan nilai *loss* yang sangat baik. Nilai akurasi merupakan nilai yang dapat digunakan sebagai acuan dalam mengetahui tingkat keberhasilan/kelayakan model yang telah dibuat dan nilai *loss* merupakan ukuran dari kegagalan/*error* yang dibuat *networks* yang bertujuan untuk meminimalisirnya. Pada data *train* diperoleh nilai tertinggi akurasi sebesar 99,17 % dan nilai *loss* terendah sebesar 0,17917 sedangkan pada data validasi diperoleh nilai akurasi tertinggi pada 98,44% dan nilai *loss* terendah sebesar 0,15866. Dari hasil pelatihan data *train* dan data validasi tersebut dapat kita visualisasikan kedalam plot/grafik sebagai berikut.



Gambar 4. Plot Accuracy Data Train vs Data Validasi



Gambar 5. Plot Loss Data Train vs Data Validasi

Dari gambar 4 dan 5 diatas dapat diketahui bahwa hubungan antara nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada data *train* dan data validasi dengan jumlah *epoch*. Hubungan yang terjadi pada nilai akurasi menunjukkan korelasi positif yang memiliki hubungan searah dengan ketentuan semakin banyak jumlah *epoch* yang digunakan maka nilai *accuracy* data *train* dan data validation

semakin tinggi. Berbanding terbalik dengan nilai *accuracy*, hubungan antara banyaknya *epoch* dengan nilai *loss* merupakan korelasi negatif dimana banyaknya jumlah *epoch* yang digunakan akan mempengaruhi nilai *loss* yang dihasilkan pada pelatihan data semakin kecil. Berdasarkan hasil tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa untuk memperkecil nilai *loss* yang ingin diharapkan maka dapat dilakukan dengan cara memperbanyak jumlah *epoch* pada proses *training*.

B. Evaluasi Model

Setelah melakukan *training* model final dengan memanfaatkan fitur ekstraksi dari model MobileNetv2 terhadap *dataset* sebanyak 785 citra yang terbagi atas 638 data *training* atau sebesar 81% dan 147 data validasi atau sebesar 19% dengan melakukan pengujian sebanyak 50 kali dan *batch size* sebesar 32, maka nilai evaluasi terhadap model yang sudah dibuat sebelumnya dengan menggunakan data citra sebesar 147 data diperoleh hasil akurasi sebesar 98,64% dan memiliki nilai *loss* sebesar 0,16.

V. SIMPULAN

A. Simpulan

Berdasarkan penelitian dan hasil penerapan metode *Transfer Learning* pada *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model *Pre-Trained* dari MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan 5 citra senjata tradisional Jawa Tengah adalah Citra dapat melewati proses *preprocessing* dengan baik yaitu dengan diubah ukuran dimensinya menjadi 224x224x3 piksel dan kemudian dilakukan proses *Featur Scalling* untuk mendapatkan nilai citra, kemudian menggunakan *feature extraction* dari *Pre-Trained* MobileNetV2 yang dilatih di *ImageNet* dengan menghasilkan nilai dimensi 7x7x1280 piksel pada *final model* MobileNetV2. Akurasi yang dicapai semakin baik apabila digunakan data *train* yang semakin banyak. Hal ini dibuktikan dengan pengujian pada jumlah data *training* sebanyak 81% dan data validasi sebanyak 19% pada setiap model pengujian.

Sehingga dapat disimpulkan bahwa setelah melakukan proses *training* dan evaluasi model

final dengan memanfaatkan fitur ekstraksi dari model terlatih MobileNetv2 terhadap *dataset* sebanyak 785 citra yang terbagi atas 638 data *training* atau sebesar 81% dan 147 data validasi atau sebesar 19% dengan melakukan pengujian sebanyak 50 kali dan *batch size* sebesar 32, maka diperoleh hasil akurasi sebesar 98,64% namun memiliki nilai *loss* sebesar 0.16.

B. Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa saran bagi penelitian selanjutnya khususnya yang menggunakan metode *Convolutional Neural Network* sebagai berikut:

1. Bagi yang menggunakan *Google Collaboratory* disarankan *internet* digunakan itu cepat dan stabil agar mempercepat proses pelatihan.
2. Bagi yang menggunakan *Jupyter Notebook* guna mempercepat pemrosesan pelatihan CNN dibutuhkan perangkat *Graphical Processing Unit* (GPU) yang cukup besar.
3. Mampu mengembangkan perolehan model CNN menjadi semakin dapat menghasilkan output yang bervariasi, handal dan representatif dalam mengenali objek.
4. Dapat mengembangkan program menjadi lebih *attractive*, contohnya dengan menggabungkan dengan *ilmu computer vision*

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Setyawati, "Aplikasi Pengenalan Jenis Keris Tradisional Dengan Menggunakan Augmented Reality Berbasis Android," pp. 590–595, 2018.
- [2] H. A. Eliana Wulandari, "PERANCANGAN DESAIN KARAKTER SENJATA TRADISIONAL UNTUK GAME VISUAL NOVEL BERBASIS POWERPOINT," vol. 2, no. 2, pp. 166–179, 2021.
- [3] A. Farida, "7 Senjata Adat Jawa Tengah yang Perlu Anda Ketahui," *Kompasiana.com*, 2020. .
- [4] Z. A. Fikriya, M. I. Irawan, and S. Soetrisno., "Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 6, no. 1, 2017, doi: 10.12962/j23373520.v6i1.21754.
- [5] M. A. Hanin, R. Patmasari, and R. Y. Nur, "Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Skin Disease Classification System Using Convolutional Neural Network (Cnn)," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 1,

- pp. 273–281, 2021.
- [6] M. Pulung Nurtantio, T.Sutojo, *Pengolahan Citra Digital*. ANDI (Anggota IKAPI), 2017.
- [7] Z. Budy Santoso, Azminuddin I.S Aziz, *Machine Learning & Reasoning Fuzzy Logic Algoritma, Manual, Matlab, & Rapid Miner*. Deepublish, 2020.
- [8] W. Setiawan, *Deep Learning menggunakan Convolutional Neural Network*. Media Nusa Creative, 2020.
- [9] R. Firmansyah, “IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI BUNGA,” pp. 49–50, 2021.
- [10] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia,” *Algor*, vol. 2, pp. 12–21, 2020.
- [11] D. I. Mulyana, “Optimization of Image Classification Using the Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm for Cirebon Batik Image Indonesian,” no. 12, pp. 39–46, 2021.
- [12] M. Afif, A. Fawwaz, K. N. Ramadhani, and F. Sthevanie, “Klasifikasi Ras pada Kucing menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network(CNN),” *J. Tugas Akhir Fak. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 715–730, 2020.
- [13] S. Riyadi and D. I. Mulyana, “Optimasi Image Classification Pada Wayang Kulit Dengan Convolutional Neural Network,” *JUST TI (Jurnal Sains Terap. Teknol. Informasi)* 14, vol. 1, no. September 2021, pp. 17–24, 2022.
- [14] A. B. Sinuhaji, A. G. Putrada, and H. H. Nuha, “Klasifikasi Gambar dari Prototipe Camera Trap Menggunakan Model ResNet-50 untuk Mendeteksi Satwa Dilindungi,” vol. 8, no. 5, pp. 10544–10555, 2021.
- [15] A. T. M. Raihan Rafiiful, “Klasifikasi Genus Tanaman Sukulen Menggunakan Convolutional Neural Network,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 3180–3196, 2021.