

Implementasi Image Classification Pada Batik Motif Bali Dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network

Edwin Sentosa¹, Dadang Iskandar Mulyana², Adella Fitriany Cahyana³,
Nimas Galuh Pramuditasari⁴

^{1,2,3,4} Teknik Informatika Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya
Informatika

Email: edwin.keepcalm@gmail.com¹, mahvin2012@gmail.com²,
adellafitriany28@gmail.com³, Pramuditasari1996@gmail.com⁴

Abstrak

Batik merupakan salah satu warisan budaya leluhur Indonesia yang sampai saat ini masih terus berkembang dan dilestarikan serta menjadikannya identitas budaya bangsa Indonesia. Awal mula terlahirnya batik di Indonesia berkaitan dengan berkembangnya kerajaan Solo, Majapahit serta Yogyakarta, batik sendiri merupakan metode proses yang diawali dengan penggambaran motif lalu pelorodan atau proses pelepasan lilin dari kain batik. Motif merupakan kerangka gambar yang mewujudkan batik secara keseluruhan. Motif pada batik pun memiliki banyak ragamnya, termasuk motif Bali yang dalam ciri khasnya selalu memadukan motif tradisional dan modern. Dikarenakan dengan semakin berkembangnya motif Bali dikalangan masyarakat, peneliti membuat program pengenalan citra untuk mengklasifikasi motif batik bali dengan menggunakan Convolutional Neural Network yang memanfaatkan beberapa komponen dan sistem sensorik pada beberapa motif batik yang sudah disiapkan. Implementasi pengenalan citra motif bali dilakukan dengan menggunakan 2 model pengujian yaitu model Sequential dan model on top VGG16 yang berjalan pada aplikasi Google Collaboratory dan Keras. Data pengujian pada penelitian ini adalah 526 citra data latih dan 34 citra data uji yang menghasilkan nilai evaluasi dengan nilai akurasi dengan rata-rata 1,15 dan nilai loss dengan rata-rata 5,8 pada model sequential dan nilai akurasi dengan rata-rata 2,7 dan nilai loss dengan rata-rata 1,6 pada model on top VGG16.

Kata kunci : Batik Motif Bali, Motif Batik, Klasifikasi, Data Augmentasi, CNN

Abstract

Batik is one of Indonesia's ancestral cultural heritages which is still developing and being preserved and making it the cultural identity of the Indonesian nation. The beginning of the birth of batik in Indonesia is related to the development of the kingdoms of Solo, Majapahit and Yogyakarta, batik itself is a process method that begins with the drawing of motifs and then pelorodan or the process of releasing wax from batik cloth. Motif is a picture frame that embodies batik as a whole. The motifs on batik also have many variations, including Balinese motifs which in their characteristics always combine traditional and modern motifs. Due to the growing development of Balinese motifs among the community, researchers created an image recognition program to classify Balinese batik motifs using the Convolutional Neural Network which utilizes several components and sensory systems in several batik motifs that have been prepared. namely the Sequential model and the on top VGG16 model that runs on Google Collaboratory and Keras applications. The test data in this study were 526 training data images and 34 test data images that produced evaluation values with an average accuracy value of 1.15 and a loss value with an average of 5.8 on the sequential model and an accuracy value with an average of 2,7 and the loss value with an average of 1,6 on the on top model VGG16.

Keywords : Balinese Motif Batik, Batik Motif, Classification, Augmented Data, CNN

PENDAHULUAN

Semenjak dulu batik ialah kebudayaan yang lumayan lekat dengan warga Indonesia. Kata batik sendiri mempunyai sebagian arti serta penafsiran. Didalam novel bertajuk Batik Klasik, Hamzuri yang mengartikan batik selaku sesuatu metode buat berikan hiasan pada kain dengan proses menutupi bagian- bagian tertentu memakai perintang. Zat perintang yang sering digunakan dalam proses membatik merupakan parafin ataupun malam. Parafin tersebut digunakan buat menggambar motif batik yang setelah itu diberi warna lewat proses pencelupan, setelah itu parafin dihilangkan dengan metode direbus dengan air panas. Kesimpulannya proses- proses tersebut hendak menciptakan sehelai kain batik dengan motif yang mempunyai karakteristik khas serta arti tertentu.

Batik ialah seni menggambar di atas kain buat baju yang jadi salah satu kebudayaan keluarga raja- raja Indonesia era dahulu. Tipe batik di Indonesia terdapat bermacam berbagai cocok wilayah asal ataupun dari karakteristik pewarnaannya. Masing- masing motif batik pula mempunyai sejarahnya sendiri.

Dahulu motif batik dapat menggambarkan status sosial. Sebagian di antara lain dahulu cuma boleh digunakan oleh kalangan bangsawan ataupun kerajaan. Dengan pertumbuhan era batik dapat di pakai oleh seluruh golongan. Walaupun pakem tentang pemakaian batik masih diyakini dalam tradisi keraton di Indonesia.

Indonesia merupakan negeri yang memiliki semboyan“ Berbeda- beda namun senantiasa satu jua”, baik perbandingan suku, agama, budaya, serta bahasa. Salah satu budaya yang sudah diakui dunia ialah batik. Batik Indonesia diresmikan selaku Peninggalan Kemanusiaan buat Budaya serta Nonbendawi (Masterpieces of the Oral and Intangible Heritage of Humanity), yang sudah diakui UNESCO selaku hak intelektual bangsa Indonesia pada bertepatan pada 2 Oktober 2009. Batik bagi Kamus Besar Bahasa Indonesia merupakan kain bergambar yang pembuatannya secara spesial dengan menuliskan ataupun menerangkan malam pada kain itu, setelah itu pembuatannya secara spesial dengan menuliskan ataupun menerangkan malam pada kain itu, setelah itu pengolahannya lewat proses tertentu [1]. Indonesia ialah negeri yang terdiri dari bukti diri yang berbeda serta mempunyai keragaman sosial yang luar biasa, budaya merupakan akibat dari budi serta energi yang berbentuk cipta, karsa, serta rasa yang memiliki kecenderungan manusia [2].

Tidak seluruh susunan warga mengenali tipe serta motif batik, terlebih membedakan motif batik dalam wujud citra digital. Model pengenalan batik telah selayaknya memakai pemanfaatan teknologi, khususnya teknologi pengolahan citra digital. Pengolahan citra menawarkan model pengenalan dini sampai pengklasifikasian pola batik[1].

Riset oleh [3] dengan judul“ Klasifikasi Khas Batik serta Kain Khas Sasirangan dengan Memakai Tata cara Convolutional Neural Network”, klasifikasi yang dicoba wajib melewati praproses yang mana mempraktikkan tata cara wrapping serta cropping dengan tujuan buat memfokuskan objek buat bisa diklasifikasi. Berikutnya melaksanakan training dengan memakai tata cara feed forward serta backpropagation. Serta sesi akhir klasifikasi dengan mempraktikkan tata cara feedforward yang nilai bobot serta nilai bias telah diperbaharui. Sehabis melaksanakan hasil tersebut didapat hasil akurasi sebesar 91, 84% pada dikala ditraining dengan melaksanakan informasi random dengan epoch sebanyak 20 serta dikala melaksanakan pengujian informasi dengan informasi random sebanyak 10 informasi hingga didapat hasil akurasi sebanyak 99. 73% [3].

Riset oleh [4] dengan judul“ Pembangkitan Pola Batik dengan Memakai Neural Transfer Gaya dengan Pemakaian Cost Warna”, Neural Transfer Gaya dengan memakai perhitungan cost warna bisa menciptakan foto batik yang terkategori batik kreatif oleh ahli. Namun buat mutu batik tersebut bergantung pada pola batik yang digunakan serta konten yang digunakan. Bagi ahli, batik yang dihargai besar merupakan batik yang terbuat dengan handmade, apik, serta pembuatannya memakan waktu. Riset selanjutnya bisa memakai

arsitektur CNN yang berbeda buat menciptakan warna yang lebih solid. Terdapat mungkin ada 1 metode buat membuat warna yang dihasilkan lebih solid dari pada dengan memakai cost warna terhadap kluster warna. Tiap eksperimen pada riset ini dijalankan memakai GPU NVIDIA GTX 1060 serta memakan waktu kira-kira 90 menit buat tiap 10000 epoch [4].

Riset oleh [5] dengan judul "Pelaksanaan Support Vector Machine buat Pendeteksian serta Klasifikasi Motif pada Citra Batik Besurek Motif Gabungan Bersumber pada Fitur Histogram of Oriented Gradient", Riset ini sudah sukses mempraktikkan tata cara Support Vector Machine buat mengklasifikasikan motif pada citra batik Besurek motif gabungan bersumber pada fitur Histogram of Oriented Gradient. Pengujian fungsional sistem dengan memakai tata cara black box sukses 100%. Pada riset ini nilai akurasi dari proses deteksi motif citra batik Besurek merupakan selaku berikut: a. 83, 06% buat citra yang sudah dilatih, b. 86, 87% buat citra yang belum dilatih, c. 84, 69% buat citra non batik Besurek [5].

Riset oleh [6] dengan judul "Implementasi Deep Learning Memakai Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia". Tahapan totalitas tata cara yang digunakan merupakan sesi pre-processing, serta sesi klasifikasi. Proses training dicoba dengan memakai batch size, serta epoch yang berbeda-beda untuk mendapatkan model terbaik. Dataset terdiri dari ekspresi senang, sedih, takut, jijik, netral, marah, dan kaget. Jumlah dataset tidak sepenuhnya mempengaruhi nilai akurasi, tetapi kedetailan citra untuk digunakan dataset sangat mempengaruhi hasil akurasi. Dengan Epoch 100, Batch size 128 didapatkan hasil akurasi training sebesar 90% dan validation sebesar 65%. Hasil percobaan dari total 35 ekspresi, 28 ekspresi [6].

Riset oleh [1] dengan judul "Ekstaksi Fitu GLCM Pada K-NN dalam Mengklasifikasi Motif Batik", Uji coba awal menciptakan akurasi paling tinggi ialah 100%. Sebab hasil akurasi menggapai 100%, hingga sistem layak dilanjutkan buat menguji informasi testing yang berbeda dengan informasi training. Pada uji coba kedua mendapatkan akurasi 73, 33%, dimana prosentase hasil klasifikasi buat tiap-tiap motif selaku berikut: motif aseman, kawung baganan, serta latohan bisa dikenali sebanyak 66, 67%, sebaliknya motif sidomukti serta motif naga bisa dikenali sebanyak 100%. Uji coba ketiga mendapatkan hasil akurasi 66, 67%, dimana prosentase klasifikasi buat tiap-tiap motif batik selaku berikut: motif aseman serta latohan bisa dikenali sebanyak 50%, motif kawung serta sidomukti bisa dikenali sebanyak 83, 33%, serta motif naga bisa dikenali sebanyak 66, 67%. Hasil akurasi terbaik ialah 100% pada percobaan awal memakai 15 informasi testing serta 135 informasi training. Terus menjadi banyak informasi training, hasil akurasi terus menjadi baik.

Riset oleh [7] judul "Implementasi Deep Learning Flower Scanner Memakai Tata cara Convolutional Neural Network". Dalam Deep Learning, suatu pc belajar mengklasifikasi secara langsung dari foto ataupun suara. Dengan memakai teknologi Deep Learning yang ialah salah satu bidang ilmu baru dalam Machine learning serta tumbuh dengan sangat pesat. Deep Learning mempunyai keahlian yang baik dalam Computer Vision, ialah Image Classification ataupun klasifikasi objek pada citra dalam wujud 2 ukuran misalnya foto serta suara. Hasil final test accuracy yang diperoleh ialah didapat keakuratan sebesar 100% dengan salah satu hasil pengujian ialah klasifikasi bunga mawar dengan akurasi sebesar 99, 30%. Model informasi latih memakai dengan total dataset 460 foto (yang diambil lewat pencarian foto pada Google Image) sebanyak 30 kali dilatih, di mana tiap 13 langkah terhitung 1 training. Sehingga menciptakan keluaran nilai akurasi dari informasi yang sudah dilatih (val_acc) serta nilai akurasi dari informasi yang lenyap ataupun miss (val_loss) [7].

Riset oleh [8] judul "Implementasi Convolutional Neural Network Buat Identifikasi Tipe Tumbuhan Lewat Daun". hasil konvolusi tersebut hendak digunakan buat pelatihan memakai algoritma feedforward serta backpropagation buat memperoleh informasi weight serta bias yang maksimal. Sehabis itu dicoba proses test dimana citra uji hendak lewat proses konvolusi. Hasil konvolusi hendak diklasifikasi memakai algoritma feedforward bersumber pada informasi weight serta bias yang telah didapatkan dari proses training tadinya. Pengujian dicoba dengan 375 foto daun: 250 citra selaku informasi training (latih),

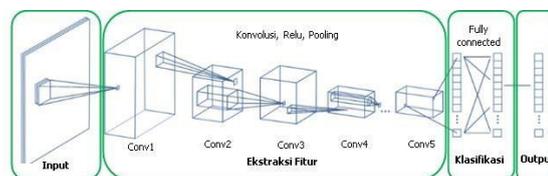
serta 125 citra selaku informasi test (uji). Hasil pengujian menampilkan algoritma CNN mempunyai tingkatan akurasi yang baik dalam pengidentifikasian piksel serta bisa mengidentifikasi tiap tipe daun yang terdapat. Pengujian ini menciptakan tingkatan akurasi 76%. Dari hasil pengujian bisa dinyatakan kalau pada riset ini CNN merupakan classifier terbaik [8].

Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) tercantum dalam tipe deep learning sebab kedalaman jaringannya [9]. Deep learning merupakan cabang dari machine learning yang bisa mengarahkan pc buat melaksanakan pekerjaan selayaknya manusia, semacam pc bisa belajar dari proses training. CNN ialah pembedahan konvolusi yang mencampurkan sebagian susunan pemrosesan, memakai sebagian elemen yang beroperasi secara paralel serta termotivasi oleh sistem saraf biologis. Pada CNN tiap neuron dipresentasikan dalam wujud 2 ukuran, sehingga tata cara ini sesuai buat pemrosesan dengan input berbentuk citra. Arsitektur jaringan dengan memakai CNN ditunjukkan pada Foto 1. Struktur CNN terdiri dari input, proses ekstraksi fitur, proses klasifikasi serta output. Proses ekstraksi dalam CNN terdiri dari sebagian susunan tersembunyi ataupun hidden layer, ialah susunan konvolusi, guna aktivasi (ReLU), serta pooling. CNN bekerja secara hierarki, sehingga output pada susunan konvolusi awal digunakan selaku input pada susunan konvolusi berikutnya. Pada proses klasifikasi terdiri dari fully- connected serta guna aktivasi(softmax) yang outputnya berbentuk hasil klasifikasi) [9].

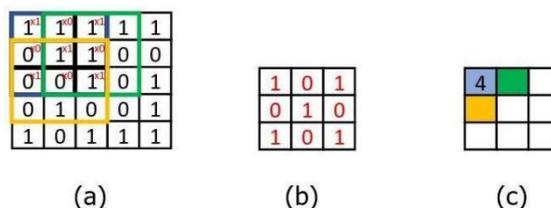
Susunan Konvolusi

Susunan konvolusi memakai filter buat mengekstraksi objek dari citra input. Filter ini berisi bobot yang digunakan buat mengetahui kepribadian dari objek semacam tepi, kurva, ataupun warna. Konvolusi hendak menciptakan transformasi linear dari citra input yang cocok dengan data spasial pada informasi [9]. Filter diaplikasikan secara kesekian sehingga menciptakan serangkaian bidang receptive. Ada parameter yang bisa diganti buat memodifikasi watak masing- masing susunan, ialah

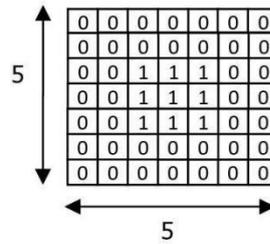


Gambar 1. Arsitektur CNN.
 Sumber :Krizhevsky et al. (2012)

Dimensi filter, stride serta padding. Stride mengendalikan gimana filter diterapkan pada informasi input dengan bergerak selama dimensi piksel yang sudah ditetapkan. Padding merupakan akumulasi dimensi piksel dengan nilai tertentu disekitar informasi input supaya hasil dari bidang receptive tidak sangat kecil sehingga tidak banyak data yang lenyap. Nilai ini umumnya nol sehingga diucap dengan zero padding. Hasil dari bidang receptive berbentuk informasi tunggal. Output dari proses konvolusi ini dijadikan selaku input buat susunan ilustrasi proses stride dan padding ditampilkan pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2. Operasi konvolusi dengan stride 1 (a) Input data 5x5 (b) filter 3x3 (c) bidang receptive 3x3.



Gambar 3. Operasi zero padding 2 pada data 3x3.

Pooling

Pooling ataupun subsampling merupakan pengurangan dimensi matriks. Ada 2 berbagai pooling yang kerap digunakan ialah average pooling serta max pooling. Nilai yang diambil pada average pooling merupakan nilai rata-rata sebaliknya pada max pooling merupakan nilai optima.

Fully Connected Layer

Susunan fully connected layer ialah kumpulan dari proses konvolusi. Susunan ini memperoleh input dari proses tadinya buat memastikan fitur mana yang sangat berkorelasi dengan kelas tertentu. Guna dari susunan ini merupakan buat menyatukan seluruh node jadi satu ukuran.

Guna Aktivasi Softmax

Guna aktivasi softmax digunakan buat memperoleh hasil klasifikasi. Guna aktivasi menciptakan nilai yang diinterpretasi selaku probabilitas yang belum dinormalisasi buat masing-masing kelas. Nilai kelas dihitung dengan menggunakan fungsi softmax, yang ditunjukkan oleh Persamaan 1.

$$y_{ijk} = \frac{e^{x_{ijk}}}{\sum_{t=1}^D e^{x_{ijt}}} \dots\dots\dots(1)$$

dimana:

yijk =vektor yang berisi nilai antara 0 dan 1.

x=vektor yang berisi nilai yang didapatkan dari lapisan fully-connected terakhir.

Fungsi kesalahan klasifikasi dihitung dengan

Persamaan 2:

$$l(x, c) = -\log \frac{e^{x_c}}{\sum_{k=1}^C e^{x_k}} = -x_c + \log \sum_{k=1}^C e^{x_k} \quad (2)$$

dimana:

l(x,c) =membandingkan prediksi (x) dan label (c).

x=vektor dari probabilitas akhir.

p(k)=xk,

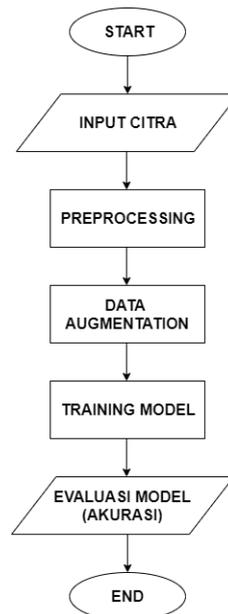
k =1.

C=banyak kelas.

Untuk mengontrol overfitting, pooling layer digunakan untuk mengurangi representasi ukuran spasial dan mengurangi jumlah parameter. Lapisan dropout memberikan aturan untuk menghilangkan atau menjaga neuron dengan beberapa nilai probabilitas p yang bernilai antara 0 dan 1. Lapisan dropout berguna untuk memudahkan penggolongan kelasnya [9].

METODE PENELITIAN

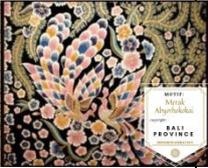
Adapun gambaran metode penelitian yang diterapkan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:



Gambar 4 : Kerangka Uji

Dataset

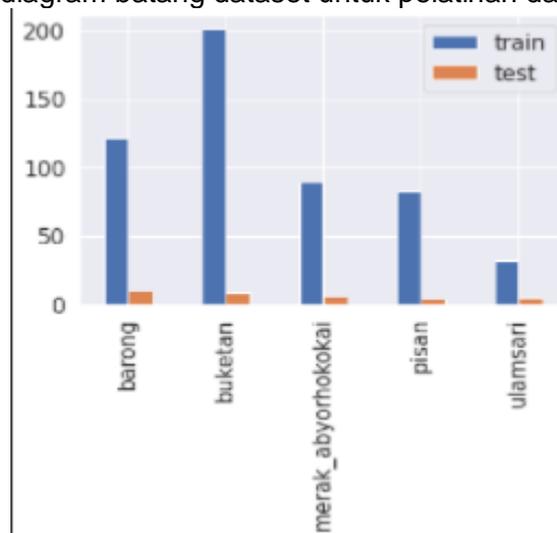
Dataset pengujian yang digunakan adalah 77 citra pada data train dan 26 citra pada data test diambil menggunakan metode scraping dari berbagai sumber di internet yaitu google image dan situs <https://www.kaggle.com/dionisiusdh/indonesian-batik-motifs> dengan mengunduh (download) gambar terkait dengan objek dalam penelitian ini. Berikut merupakan nama dari motif bali yang digunakan.

Var iabel	atih ji	Gambar Variabel
Ula msari	01 0	
Pis an	21	 pisan
Me rak Abyorho kokai	9	
Bu ketan	3	

			
ong	Bar	2	

Gambar 5: Tabel Motif Bali

Berikut diagram batang dataset untuk pelatihan dan uji data:



Gambar 6: Diagram Batang Dataset

Analisis Masalah dan Studi Literatur

Tahap ini adalah langkah awal untuk menentukan rumusan masalah dari penelitian. Dalam hal ini mengenai permasalahan yang berhubungan dengan proses klasifikasi batik pada motif Bali. Permasalahan-permasalahan yang ada, selanjutnya dianalisa untuk mengetahui bagaimana cara penyelesaian terhadap masalah tersebut dan menentukan ruang lingkup permasalahan yang akan diteliti. Mempelajari dasar teori dari berbagai literatur mengenai penerapan image classification dengan metode Convolutional Neural Network, melalui jurnal-jurnal dan agar mendapatkan dasar pengetahuan untuk melakukan penelitian selanjutnya.

Mengumpulkan Data

Prosedur sistematis yang digunakan untuk mengumpulkan data yaitu dengan menemukan berbagai macam motif batik khas dari daerah Bali. Hasil pengumpulan dari data yang didapatkan akan digunakan untuk bahan penganalisisan data terhadap image classification dengan metode Convolutional Neural Network. Setelah data dikumpulkan dilakukan analisa data untuk menyesuaikan proses data yang akan diolah pada metode Convolution Neural Network.

Pengujian

Pengujian dilakukan dengan menambahkan sebuah citra atau gambar data uji coba ke dalam model klasifikasi Convolutional Neural Network yang telah ada. Citra ini akan dimasukkan ke dalam jaringan model dan akan menghasilkan output yang telah dioptimasi. Sehingga klasifikasi citra yang telah dibuat diharapkan dapat mengklasifikasi data uji tersebut dengan kelas yang sesuai. Pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah

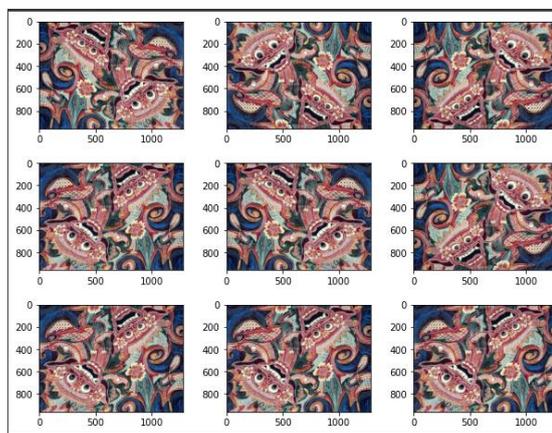
penelitian yang dilakukan telah sesuai dengan tujuan yang diharapkan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

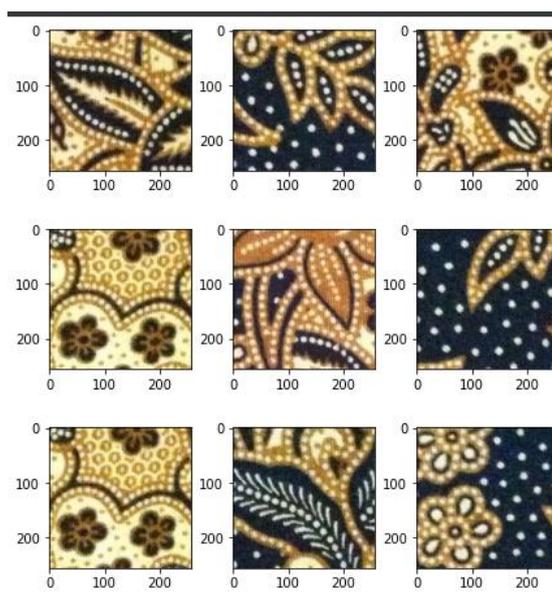
Pengujian ini diawali dengan melatih data batik motif bali yang sebelumnya sudah dipersiapkan kedalam fit model dengan menggunakan epoch sebanyak 20 kali, batch size=120, dan validation split=0.2. Epoch merupakan jumlah neuron yang dapat melihat semua data yang telah dikumpulkan, sedangkan batch size adalah jumlah sample pelatihan untuk sekali forward pass dan backward pass.

Data Augmentation

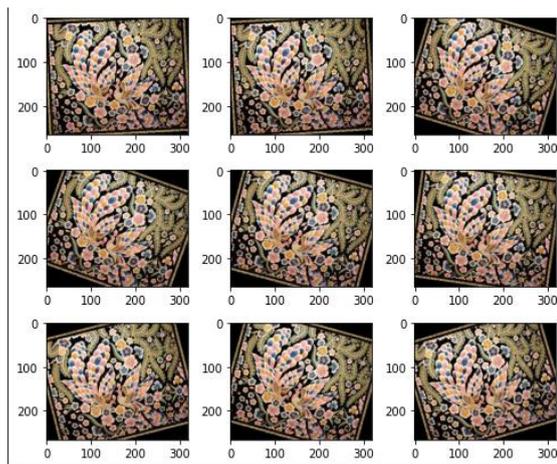
[10] Data Augmentation adalah teknik yang memperkenalkan sampel baru klasifikasi dengan menerapkan transformasi pada sampel nyata [10]. Pada penelitian ini kami menggunakan teknik Data Augmentation untuk memudahkan komputer dalam mempelajari data yang sudah disiapkan. Salah satu teknik yang digunakan adalah Unsupervised Data Augmentation yang merupakan metode augmentasi yang tidak terkait dengan data label meliputi Cropping, Flipping dan Rotating. Berikut adalah yang termasuk kedalam Unsupervised Data Augmentation beserta data dari Batik Motif Bali yang sudah di generate melalui roboflow.com



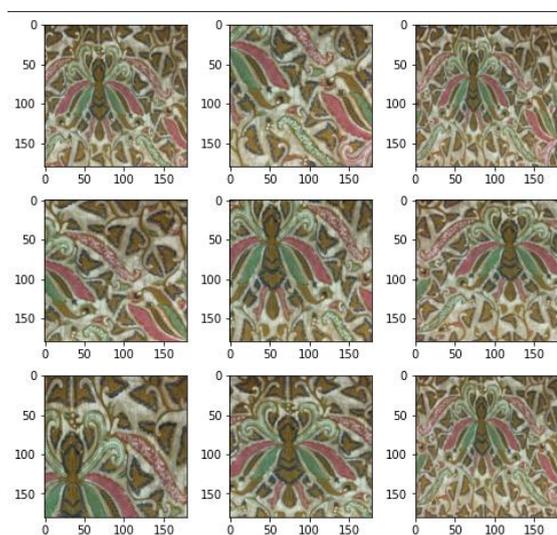
Gambar 7 : Hasil Augmentasi Flip



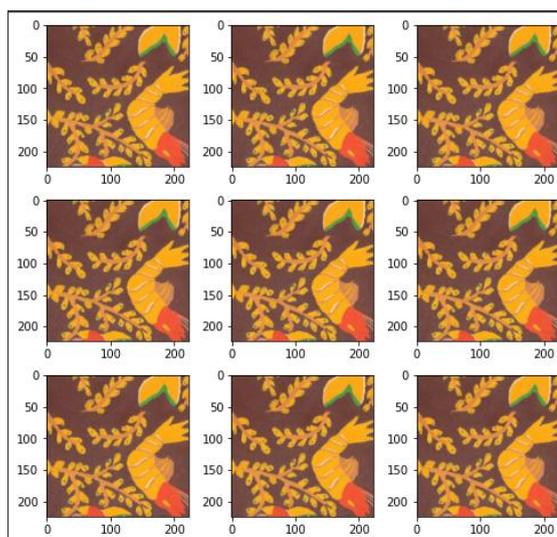
Gambar 8: Hasil Augmentasi Random Crop



Gambar 9 : Hasil Augmentasi Random Rotate



Gambar 10 : Hasil Augmentasi Reziye



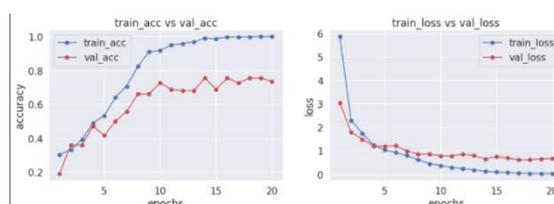
Gambar 11 : Hasil Augmentasi Center Crop

Model Sequential

Tabel 1. Hasil Fit Model Sequential

epoch	Data Train		Data Validation	
	Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
1	5.8531	0.3024	3.0349	0.1887
2	2.2890	0.3286	1.7883	0.3585
3	1.7421	0.3905	1.4847	0.3585
4	1.2351	0.4881	1.1980	0.4717
5	1.0333	0.5333	1.1852	0.4151
6	0.9167	0.6405	1.2076	0.5000
7	0.7887	0.7071	0.9827	0.5566
8	0.6124	0.8238	0.8538	0.6604
9	0.4453	0.9095	0.8578	0.6604
10	0.3616	0.9190	0.7775	0.7264
11	0.2843	0.9500	0.7755	0.6887
12	0.2330	0.9595	0.8453	0.6792
13	0.1787	0.9690	0.7858	0.6792
14	0.1207	0.9905	0.6492	0.7547
15	0.0841	0.9881	0.7406	0.6887
16	0.0624	0.9976	0.6838	0.7547
17	0.0408	0.9976	0.6096	0.7264
18	0.0288	0.9976	0.6148	0.7547
19	0.0187	1.0000	0.6436	0.7547
20	0.0166	1.0000	0.6666	0.7358

Dari table diatas dapat dilihat hasil pelatihan dari data train dan data validasi dengan menggunakan epoch sebanyak 20 kali. Nilai accuracy merupakan nilai yang dapat dipakai sebagai acuan dalam mengetahui tingkat kelayakan model yang telah dibuat dan nilai loss merupakan ukuran kegagalan dari model yang telah dibuat networks yang bertujuan untuk meminimalisirnya. Pada data train diperoleh nilai accuracy tertinggi pada epoch ke 19 sampai epoch 20 dengan nilai 1.0000 sedangkan nilai loss terendah terdapat pada epoch ke 20 dengan nilai 0.0166. Lalu pada data validasi diperoleh nilai accuracy tertinggi pada epoch 14, 16, 18 dan 19 dengan nilai 0.7358 sedangkan nilai loss terendah berada pada epoch 18 dengan nilai 0.6148. dari hasil pelatihan diatas tersebut dapat di visualisasikan kedalam plot berikut.



Gambar 12 : Plot Accuracy vs Model Sequential

Dari gambar diatas dapat diketahui bahwa relasi antara nilai accuracy data train dan validasi diatas memiliki korelasi yang cukup positif dikarenakan nilai accuracy yang satu arah. Semakin banyak jumlah epoch yang dilakukan maka nilai accuracy data train dan data validasi semakin tinggi, hubungan antara jumlah epoch dengan nilai loss merupakan korelasi negative dimana banyaknya jumlah epoch yang digunakan akan mempengaruhi nilai loss yang dihasilkan pada pelatihan data semakin kecil. Dari hasil pelatihan model diatas dapat

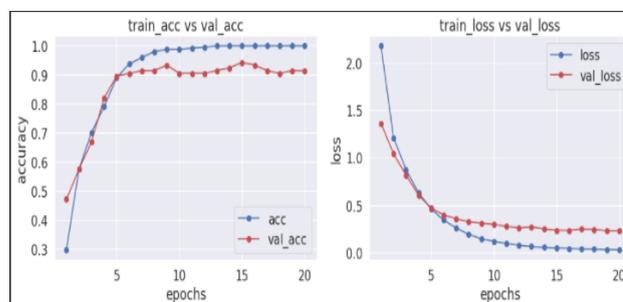
dihasilkan nilai kinerja yang dihasilkan dari data test dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 1.7 serta rata-rata nilai loss sebesar 6.2 untuk data uji sedangkan untuk data validasi nilai rata-rata untuk akurasi sebesar 0.6 dan nilai rata-rata loss sebesar 5.4.

3.3 Model on top VGG16

Tabel 2 : Model on top VGG16

epoch	Data Train		Data Validation	
	Loss	Accur acy	Loss	Accuracy
1	2.1794	0.2976	1.3622	0.4717
2	1.2102	0.5762	1.0398	0.5755
3	0.8714	0.7024	0.8141	0.6698
4	0.6274	0.7905	0.6024	0.8208
5	0.4581	0.8905	0.4664	0.8962
6	0.3381	0.9381	0.3940	0.9057
7	0.2563	0.9595	0.3536	0.9151
8	0.1877	0.9810	0.3208	0.9151
9	0.1416	0.9881	0.3067	0.9340
10	0.1142	0.9881	0.2964	0.9057
11	0.0930	0.9929	0.2727	0.9057
12	0.0728	0.9952	0.2579	0.9057
13	0.0600	1.0000	0.2668	0.9151
14	0.0519	1.0000	0.2470	0.9245
15	0.0441	1.0000	0.2317	0.9434
16	0.0401	1.0000	0.2305	0.9340
17	0.0339	1.0000	0.2459	0.9151
18	0.0314	1.0000	0.2411	0.9057
19	0.0281	1.0000	0.2259	0.9151
20	0.0254	1.0000	0.2256	0.9151

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa hasil pengujian model kedua yaitu model on top VCG16 dengan jumlah epoch sebanyak 20 kali. Data pengujian tersebut menghasilkan hasil akurasi nilai tertinggi pada data train yang diuji sebesar 1.0000 pada epoch ke 13 sampai dengan 20. Sedangkan nilai loss terendah terdapat pada epoch ke 20 dengan nilai 0.0254. sedangkan pada data validasi nilai akurasi tertinggi berada pada epoch ke 15 dengan nilai 0.9434 dan nilai loss terendah terdapat pada epoch ke 20 dengan nilai 0.2256. Hasil tersebut dapat kita lihat dalam bentuk visual kedalam grafik plot berikut.



Gambar 13 : Plot Accuracy Vs Uji Model On Top VGG16

Pada Model on top VGG16 diperoleh nilai evaluasi kinerja yang dihasilkan pada data uji dengan nilai rata-rata 4.5 dan nilai loss rata-rata sebesar 1.8 sedangkan pada data

validasi didapatkan nilai rata-rata akurasi sebesar 0.8 dan nilai rata-rata loss sebesar 1.5.

3.4 Evaluasi

Evaluasi dari hasil kedua model pengujian yaitu model sequential dan model on top VGG16 yang dilatih menggunakan data train sebanyak 526 citra dapat diperoleh nilai evaluasi yang dihasilkan data test sebanyak 34 citra dengan melakukan pengujian sebanyak 20 kali, batch size= 120, validation split=0.2 didapat nilai accuracy dan nilai loss sebagai berikut.

Tabel 3 : Hasil Evaluasi

Model Sequential		Model on top VGG16	
Accu racy	L oss	Accu racy	L oss
1.15	.8	2.7	.6

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan, maka dapat disimpulkan berdasarkan model Sequential yang telah dibuat pada data train diperoleh nilai accuracy tertinggi pada epoch ke 19 dan 20 dengan nilai 1.0000 sedangkan nilai loss terendah terdapat pada epoch ke 20 dengan nilai 0.0166. Lalu pada data validasi diperoleh nilai accuracy tertinggi pada epoch 14, 16, 18 dan 19 dengan nilai 0.7358. Sedangkan nilai loss terendah berada pada epoch 18 dengan nilai 0.6148. Dari hasil pelatihan model dapat dihasilkan nilai kinerja yang dihasilkan dari data test dengan nilai akurasi rata-rata sebesar 1.15 dan nilai rata-rata loss sebesar 5.8. Berdasarkan Model on top VGG16 dengan jumlah epoch sebanyak 20 kali. Data pengujian tersebut menghasilkan hasil akurasi nilai tertinggi pada data train yang diuji sebesar 1.0000 pada epoch ke 13 sampai dengan 20. Sedangkan nilai loss terendah terdapat pada epoch ke 20 dengan nilai 0.0254. sedangkan pada data validasi nilai akurasi tertinggi berada pada epoch ke 15 dengan nilai 0.9434 dan nilai loss terendah terdapat pada epoch ke 20 dengan nilai 0.2256. Pada Model on top VGG16 diperoleh nilai evaluasi kinerja yang dihasilkan pada data test dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 2.7 dan nilai rata-rata loss sebesar 1.6.

DAFTAR PUSTAKA

- C. Jatmoko and D. Sinaga, "EKTRAKSI FITUR GLCM PADA K-NN DALAM MENGLASIFIKASI MOTIF BATIK," pp. 978–979, 2019.
- S. Riyadi and D. I. Mulyana, "Optimasi Image Classification pada Wayang Kulit Dengan Convolutional Neural Network," pp. 1–8, 1850.
- I. Maulida, "Klasifikasi kain khas batik dan kain khas sasirangan dengan menggunakan metode convolutional neural network," pp. 25–30.
- Y. A. Irawan and A. Widjaja, "Pembangkitan Pola Batik dengan Menggunakan Neural Transfer Style dengan Penggunaan Cost Warna," vol. 6, pp. 324–341, 2020.
- D. Retnowati and K. Anggriani, "PENERAPAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK PENDETEKSIAN DAN KLASIFIKASI MOTIF PADA CITRA BATIK BESUREK MOTIF GABUNGAN BERDASARKAN FITUR," vol. V, no. September, 2018.
- P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia," Algor, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- H. A. Pratiwi, M. Cahyanti, and M. Lamsani, "Implementasi Deep Learning Flower Scanner Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," Sebatik, vol. 25, no. 1, pp. 124–130, 2021, doi: 10.46984/sebatik.v25i1.1297.
- Felix, J. Wijaya, S. P. Sutra, P. W. Kosasih, and P. Sirait, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Jenis Tanaman Melalui Daun," J. SIFO Mikroskil,

- vol. 21, no. 1, pp. 1–10, 2020.
- E. N. Arrofiqoh and Harintaka, "IMPLEMENTASI METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI TANAMAN PADA CITRA RESOLUSI TINGGI (The Implementation of Convolutional Neural Network Method for Agricultural Plant Classification in High Resolution Imagery)," *Geomatika*, vol. 24, no. 2, pp. 61–68, 2018.
- K. H. Mahmud, Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network," *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 2127–2136, 2019.