

TESIS

**PENGARUH DIMENSI GAMBAR DAN ARSITEKTUR
PADA TINGKAT AKURASI KLASIFIKASI MOTIF BATIK
MENGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**



Disusun oleh:

Nama : Rizki Mawan
NIM : 19.51.1190
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2021

TESIS

**PENGARUH DIMENSI GAMBAR DAN ARSITEKTUR
PADA TINGKAT AKURASI KLASIFIKASI MOTIF BATIK
MENGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

**THE EFFECT OF IMAGE DIMENSION AND ARCHITECTURE
ON THE LEVEL OF ACCURACY CLASSIFICATION BATIK MOTIFS
USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Rizki Mawan
NIM : 19.51.1190
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2021

HALAMAN PENGESAHAN

**PENGARUH DIMENSI GAMBAR DAN ARSITEKTUR
PADA TINGKAT AKURASI KLASIFIKASI MOTIF BATIK MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

**THE EFFECT OF IMAGE DIMENSION AND ARCHITECTURE
ON THE LEVEL OF ACCURACY CLASSIFICATION BATIK MOTIFS USING
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

**Rizki Mawan
19.51.1190**

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Selasa, 2 Februari 2021

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 2 Februari 2021
Rektor

Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.
NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

**PENGARUH DIMENSI GAMBAR DAN ARSITEKTUR
PADA TINGKAT AKURASI KLASIFIKASI MOTIF BATIK MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

**THE EFFECT OF IMAGE DIMENSION AND ARCHITECTURE
ON THE LEVEL OF ACCURACY CLASSIFICATION BATIK MOTIFS USING
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Rizki Mawan

19.51.1190

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Selasa, 2 Februari 2021

Pembimbing Utama

Anggota Tim Penguji

Dr. Kusrini, M.Kom

NIK. 190302106

Dr. Wing Wahyu Winarno, MAFIS, Ak.

NIK. 555195

Pembimbing Pendamping

Alva Hendi Muhammad, S.T., M.Eng., Ph.D.

NIK. 190302493

Hanif Al Fatta, M.Kom

NIK. 190302096

Dr. Kusrini, M.Kom

NIK. 190302106

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 2 Februari 2021
Direktur Program Pascasarjana

Dr. Kusrini, M.Kom.

NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Rizki Mawan
NIM : 19.51.1190
Konsentrasi : Business Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:

Pengaruh Dimensi Gambar Dan Arsitektur Pada Tingkat Akurasi Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Convolutional Neural Network

Dosen pembimbing Utama : Dr.Kusrini, M.Kom
Dosen Pembimbing Pendamping : Hanif Al Fata, M.Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapat gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jenis dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidak benaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi

Yogyakarta, 2 Februari 2021

Yang Menyatakan


Rizki Mawan

HALAMAN PERSEMBAHAN

Penelitian tesis ini saya persembahkan kepada Allah subhanahu wata'ala sebagai bentuk syukur saya terhadap ilmu yang saya dapatkan. Semoga dapat diterima sebagai suatu amal kebaikan. Selanjutnya karya ini saya persembahkan kepada kedua Orang Tua tersayang Ayah dan Mama untuk segala bentuk dukungan, do'a dan kebajikan yang dilakukan sehingga memberikan saya energi positif dan dapat menyelesaikan studi serta penelitian ini dengan baik.

Penelitian ini juga saya persembahkan untuk almamater saya, Universitas AMIKOM Yogyakarta dan juga para pembaca semoga semua yang terdapat dalam naskah laporan penelitian tesis ini dapat memberikan wawasan tambahan dan kontribusi keilmuan yang baik dan bermanfaat.

HALAMAN MOTTO

“Maka sesungguhnya Bersama kesulitan ada kemudahan. Maka apabila engkau telah selesai (dari sesuatu urusan), tetaplah bekerja keras (untuk urusan yang lain). Dan hanya kepada Tuhanmulah engkau berharap.” (QS. Al-Insyirah, 6-8)

“Sesungguhnya Allah tidak akan mengubah nasib suatu kaum hingga mereka mengubah diri mereka sendiri.” (Q.S. Ar-Ra’d:11)

“Barangsiapa yang melapangkan satu kesusahan dunia dari seorang Mukmin, maka Allāh melapangkan darinya satu kesusahan di hari Kiamat.” (HR. Muslim)

“Bila kamu tidak tahan lelahnya belajar, maka kamu harus menanggung perihnya kebodohan.” (Imam Al-Safi’i)

KATA PENGANTAR

Puji syukur ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat-Nya sehingga peneliti dapat menyelesaikan tesis yang merupakan salah satu syarat dalam menyelesaikan jenjang pendidikan S2 Pascasarjana Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta dengan baik dan tepat waktu. Tesis ini dipersembahkan untuk mereka yang telah memberikan banyak dukungan dan bantuan. Pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Kedua Orang Tua saya, Ayah Darmawan H dan Mama Rosmini serta keluarga besar atas do'a dan dukungannya yang tulus.
2. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, M.M., selaku Rektor Universitas AMIKOM Yogyakarta.
3. Ibu Dr. Kusriani, M.Kom., selaku Direktur Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta dan juga selaku dosen pembimbing utama yang telah banyak memberikan ilmu baru dalam menulis juga memberikan masukan yang membangun untuk penelitian ini.
4. Bapak Hanif Al Fatta, M.Kom., selaku dosen pembimbing pendamping yang telah banyak mengarahkan secara teknis dan memberikan saran yang membangun pada penelitian ini.
5. Bapak Dr. Wing Wahyu Winarno, MAFIS, Ak. selaku anggota tim penguji yang telah memberikan saran dalam perbaikan tesis ini sehingga menjadi lebih baik.

6. Bapak Alva Hendi Muhammad, S.T., M.Eng., Ph.D. selaku anggota tim penguji yang telah memberikan koreksi dan saran dalam tesis ini sehingga menjadi lebih baik.
7. Segenap Dosen dan staff Magister Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta yang telah memberikan ilmu, wawasan, dabntuan dan pengalaman baru pada penulis selama perkuliahan.
8. Rekan-rekan seperjuangan MTI Angkatan 22A yang telah memberikan pengalaman baru dan waktu untuk bertukar pikiran dalam perkuliahan maupun penyelesaian tesis ini.
9. Nurul Wilda sebagai pendamping peneletian tesis dan hidup dari 0 hingga selesai.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan tesis ini ada kekurangan. Oleh karena itu penulis dengan senang hari menerima kritik dan saran yang membangun dari pembaca. Akhir kata, penulis berharap semoga tesis ini dapat memberikan kebermanfaatan bafi yang membacanya.

Yogyakarta, 12 Januari 2021

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
HALAMAN MOTTO	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
INTISARI.....	xvii
<i>ABSTRACT</i>	xviii
BAB I_PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah	9
1.3. Batasan Masalah	9
1.4. Tujuan Penelitian.....	9
1.5. Manfaat Penelitian.....	10
BAB II_TINJAUAN PUSTAKA.....	11
2.1. Tinjauan Pustaka	11
2.2. Keaslian Penelitian	14

2.3.	Landasan Teori	22
2.3.1.	Batik	22
2.3.2.	Convolutional Neural Network (CNN).....	25
2.3.2.1.	Feature Extraction.....	26
2.3.2.2.	Fully-Connected Layer	30
2.3.3.	Image Processing	31
2.3.4.	Deep Learning.....	32
2.3.5.	Klasifikasi	34
BAB III METODE PENELITIAN.....		36
3.1.	Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian	36
3.2.	Metode Pengumpulan Data	37
3.3.	Metode Analisis Data	38
3.4.	Alur Penelitian.....	39
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....		42
4.1.	Data	42
4.1.1.	Pengumpulan Data	42
4.1.2.	Preprocessing Data.....	43
4.1.2.1.	Preprocessing Skenario 1	44
4.1.2.2.	Preprocessing Skenario 2.....	45
4.1.3.	Arsitektur CNN	45
4.1.3.1.	Baseline Data	46
4.1.3.2.	Arsitektur Resnet50	47
4.1.3.3.	VGG-16 Net.....	47

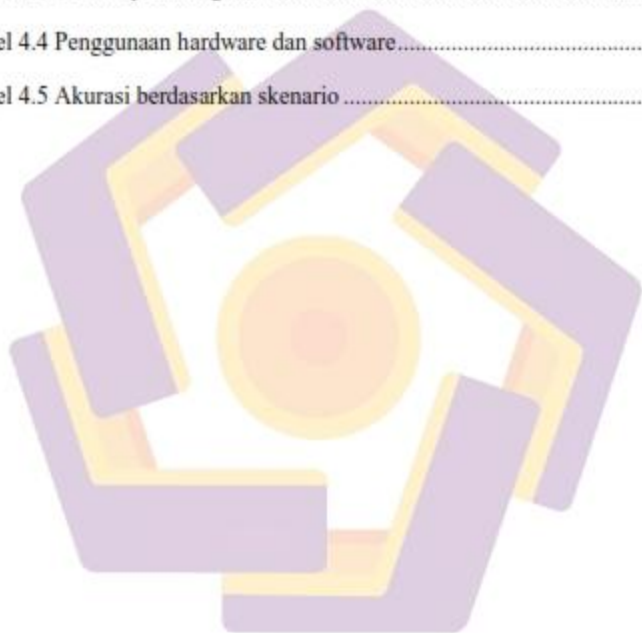
4.1.3.4.	Mobile Net.....	48
4.1.3.5.	Skenario Percobaan.....	49
4.1.3.6.	Convolutional Layer (Conv.layer).....	50
4.1.3.7.	Stride.....	51
4.1.3.8.	Padding.....	51
4.1.3.9.	Pooling layer.....	52
4.1.3.10.	Flatten.....	52
4.1.3.11.	Dense.....	53
4.1.3.12.	Activation.....	54
4.2.	Klasifikasi CNN.....	54
4.2.1.	Pelatihan Data.....	55
4.2.2.	Proses Konvolusi.....	55
4.2.3.	Pengujian Model.....	56
4.2.3.1.	Akurasi.....	57
4.2.3.2.	Presisi.....	57
4.2.3.3.	Recall.....	58
4.3.	Evaluasi Hasil Penelitian.....	58
4.3.1.	Akurasi.....	59
4.3.2.	Waktu Komputasi.....	60
4.3.3.	Model Loss.....	61
4.3.4.	Model Accuracy.....	64
4.4.	Analisa.....	68
BAB V_PENUTUP.....		69

5.1. Kesimpulan.....	69
5.2. Saran.....	70
DAFTAR PUSTAKA	71
LAMPIRAN.....	73



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian.....	14
Tabel 4.1 Data motif batik	43
Tabel 4.2 Skenario Percobaan.....	49
Tabel 4.3 Contoh perhitungan.....	57
Tabel 4.4 Penggunaan hardware dan software.....	59
Tabel 4.5 Akurasi berdasarkan skenario	59



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Batik tulis (https://phinemo.com/).....	23
Gambar 2.2 Batik cap (https://infobatik.id/)	24
Gambar 2.3 Batik lukis (https://infobatik.id/).....	25
Gambar 2.4 Ilustrasi Convolutional Neural Network (LeCun et al., 1989).....	26
Gambar 2.5 Layer CNN	26
Gambar 2.6 Max polling	29
Gambar 2.7 Ilustrasi konvolusi (https://medium.com/@16611110/)	29
Gambar 2. 8 Diagram venn deep learning	33
Gambar 3.1 Alur pengumpulan data	37
Gambar 3.2 Alur pencarian hasil rumusan masalah.....	39
Gambar 3.3 Alur penelitian.....	40
Gambar 4.1 Batik skenario S1	44
Gambar 4.2 Batik skenario S2	45
Gambar 4.3 Baseline Data.....	46
Gambar 4.4 Arsitektur resnet50 (https://medium.com/)	47
Gambar 4.5 Vgg arsitektur (towarddatascience.com).....	48
Gambar 4.6 Arsitektur mobile net (towarddatascience.com).....	49
Gambar 4.7 Convolutional layer ResNet50	50
Gambar 4.8 Convolutional layer vgg16.....	51
Gambar 4.9 Convolutional mobilenet	51
Gambar 4.10 Flatten ResNet50.....	52

Gambar 4.11 Flatten vgg.....	53
Gambar 4.12 Dense ResNet50	53
Gambar 4.13 Dense vgg16.....	53
Gambar 4.14 Dense mobilenet.....	54
Gambar 4.15 Activation mobilenet.....	54
Gambar 4.16 contoh konvolusi	56
Gambar 4.17 Grafik perbandingan akurasi	60
Gambar 4.18 Perbandingan waktu komputasi	61
Gambar 4.19 Model loss ResNet50 S1	62
Gambar 4.20 Model loss vgg S1	62
Gambar 4.21 Model loss mobilenet S1	63
Gambar 4.22 Model loss ResNet50 S2	63
Gambar 4.23 Model loss vgg S2.....	64
Gambar 4.24 Model loss mobilenet S2	64
Gambar 4.25 Model accuracy ResNet50 S1	65
Gambar 4.26 Model accuracy vgg16 S1	65
Gambar 4.27 Model accuracy mobilenet S1	66
Gambar 4.28 Model accuracy ResNet50 s2.....	66
Gambar 4.29 Model accuracy vgg16 S2.....	67
Gambar 4.30 Model accuracy mobilenet S2	67

INTISARI

Banyak budaya di Indonesia yang masih menjadi kebanggaan dan dijaga kelestariannya. Salah satunya adalah batik. Jika berbicara tentang batik sekilas kita mengingat tentang berbagai macam motif yang dimiliki yang tersebar di Indonesia terutama di pulau Jawa. Pada penelitian kali ini motif batik yang diteliti adalah batik megamendung, batik kawung, batik parang dan batik sekarjagad. Alasan pemilihan motif tersebut adalah karena motif tersebut sangat diminati oleh khalayak ramai (Populer), dan ketiga motif tersebut memiliki makna tersendiri yang sangat mewakili masyarakat Indonesia. Tujuan dari klasifikasi batik adalah untuk mengetahui keakuratan akurasi motif batik khususnya motif batik kawung, megamendung, parang dan sekarjagad

Penelitian menggunakan 2 skenario uji untuk masing-masing class dalam mencari akurasi tertinggi dan waktu komputasi dengan menggunakan 3 arsitektur. Arsitektur yang digunakan yaitu ResNet50, mobilenet, dan vgg16. Skenario S1 menggunakan dimensi gambar 128x128 piksel dan skenario S2 menggunakan dimensi gambar 256x256 piksel.

Berdasarkan hasil penelitian dengan menggunakan 3 arsitektur dan menggunakan epoch = 560 untuk mencari akurasi dan waktu komputasi. Detail hasil akurasi dengan skenario S1 menggunakan arsitektur ResNet50=72.85%, vgg16=61.7%, dan mobilenet=97.14%. Hasil akurasi dengan skenario S2 menggunakan arsitektur ResNet50=81.42%, vgg16=63.82%, MobileNet=95.71%. Waktu komputasi tercepat untuk S1 yaitu 590 detik dengan menggunakan arsitektur mobilenet dan untuk S2 yaitu 1490 detik dengan menggunakan arsitektur mobilenet.

Kata kunci: convolutional neural network, resnet50, vgg16, mobilenet, batik, akurasi

ABSTRACT

Many cultures in Indonesia are still proud and preserved. One of them is batik. When talking about batik, at a glance we remember the various kinds of motifs that are owned which are scattered in Indonesia, especially on the island of Java. In this research, the batik motifs being studied are megamendung batik, kawung batik, parang batik and sekarjagad batik. The reason for choosing this motif is because the motif is very popular with the general public, and the three motifs have their own meaning that is very representative of Indonesian society. The purpose of batik classification is to determine the accuracy of the batik motifs, especially the kawung, megamendung, parang and sekarjagad batik motifs.

The study used 2 test scenarios for each class in order to find the highest accuracy and computation time using 3 architectures. The architecture used is ResNet50, mobilenet, and vgg16. The S1 scenario uses an image dimension of 128x128 pixels and the S2 scenario uses an image dimension of 256x256 pixels.

Based on the results of research using 3 architectures and using epoch = 560 to find accuracy and computation time. Detailed accuracy results with the S1 scenario using the ResNet50 = 72.85 %, vgg16 = 61.7%, and mobilenet = 97.14% architectures. The results of the accuracy with the S2 scenario using the ResNet architecture 50 = 81.42%, vgg16 = 63.82%, MobileNet = 95.71%. The fastest computation time for S1 is 590 seconds using the mobilenet architecture and for S2 is 1490 seconds using the mobilenet architecture.

Keyword: convolutional neural network, resnet50, vgg16, mobilenet, batik, accuracy

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Pada era sekarang semua sudah mengenal kecerdasan buatan (Artificial Intelligence). Artificial Intelligence ialah Memodelkan proses berpikir manusia dan mendesain mesin agar menirukan perilaku manusia (John McCarthy 1956). Pengertian lain *Artificial Intelligence* ialah sebuah tempat sebuah penelitian, aplikasi dan instruksi yang terkait dengan pemrograman komputer untuk melakukan sesuatu hal yang dalam pandangan manusia adalah cerdas (Simon, 1987). Dari pengertian Artificial Intelligence dapat disimpulkan jika ingin mengetahui sesuatu yang jarang ditemui dapat dilakukan dengan bantuan kecerdasan Buatan dan menambahkan metode yang ada disesuaikan dengan kebutuhan.

Batik adalah ikon budaya untuk Indonesia. Batik telah mendapatkan penghargaan sebagai warisan budaya dari UNESCO pada 2 Oktober 2009 (Steelyana, 2012). Dalam Pengertian lain Batik adalah bentuk seni visual pada bahan tekstil yang diproduksi menggunakan teknik menggambar tradisional yang berasal dari Indonesia (Sunarya, 2016). Bagi orang Jawa, batik adalah kain tradisional yang integral dengan identitas budaya mereka (Tresnadi dkk, 2015). Saat ini ada ratusan motif kain batik yang tersebar di Indonesia. Oleh sebab itu menyulitkan untuk mengklasifikasikan pola tertentu. Tujuan klasifikasi gambar dalam batik adalah untuk membagi gambar batik berdasarkan kelas masing-masing

pola sehingga dapat dengan mudah dikenali oleh fitur-fiturnya (Kasim, Wardoyo and Harjoko, 2017). Banyak nya pola batik di Indonesia mengakibatkan sulitnya untuk mengidentifikasi pola tersebut. Untuk itu diperlukan suatu metode untuk mengidentifikasi dengan memakai klasifikasi berdasarkan pola utamanya.

Kain Batik adalah salah satu warisan kebudayaan Indonesia yang sangat berharga. Oleh karena itu, penelitian yang berkesinambungan perlu dilakukan untuk melestarikannya. Sekalipun telah menjadi topik penelitian yang umum, klasifikasi pola Batik secara otomatis masih memiliki beberapa tantangan yang perlu diselesaikan (Gultom, Arymurthy and Masikome, 2018). Masing-masing wilayah di Indonesia memiliki batik khas sendiri-sendiri yang semakin menjadi beranekaragam jenis dan motif batiknya.

Saat ini motif batik tidak hanya warna dasar namun sudah dikembangkan bahkan banyak motif batik juga sudah dikombinasikan. Motif batik dipilih sebagai objek untuk mengenalkan motif/corak dasar dari ke empat motif batik yang dipilih sebagai objek. Tujuan dari klasifikasi batik adalah untuk mengetahui keakuratan akurasi motif batik khusus nya motif dari pulau jawa yang merupakan pasar produksi terbesar batik. Motif batik yang akan diteliti yaitu: Batik Parang (Solo, Jawa Tengah), Batik Megamendung (Cirebon, Jawa Barat), Batik Kawung (Yogyakarta). Alasan pemilihan ketiga motif tersebut karena ketiga motif tersebut sangat diminati oleh khalayak ramai (Populer), dan ketiga motif tersebut memiliki makna tersendiri yang sangat mewakili masyarakat Indonesia. Kata “parang” berasal dari kata “pereng” yang berarti lereng, sehingga motifnya membentuk garis menurun secara diagonal. Kalau diperhatikan, garis ini membentuk huruf S yang

saling menjalin tanpa terputus, yaitu menggambarkan kesinambungan dan semangat yang nggak pernah padam. Motif batik kawung berpola bulat-bulat seperti buah kawung yang menyerupai kelapa atau kolang-kaling. motif kawung menggambarkan bahwa manusia harus selalu membantu dan bermanfaat bagi orang lain. Selanjutnya adalah motif batik megamendung, berasal dari kata mega (awan/langit) dan mendung (saat sebelum turun hujan). Istilah mendung ini diartikan sebagai sifat yang sabar dan tidak mudah marah. Jadi, diharapkan orang yang memakai batik motif ini pun menjadi lebih sabar dan kalem.

Tekstur batik beragam. Misalnya, ada tekstur dengan pola tepi garis tebal yang memiliki nilai kontras tinggi atau tepi garis fuzzy yang memiliki nilai kontras rendah. Mengenai ukuran tepi garis, ada yang tebal dan tipis. Sementara itu, ada ornamen batik utama berukuran besar, sedang dan kecil (S. Moertini and Sitohang, 2005).

Pada image processing terdapat gambar yang akan diolah pada penelitian ini. Menurut KBBI dimensi adalah ukuran yang meliputi panjang, luas, tinggi, lebar dan sebagainya. Maka dari itu perlu melakukan penelitian apakah dimensi berpengaruh pada proses klasifikasi.

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan oleh sistem untuk melakukan proses performansi menggunakan beberapa arsitektur dengan pengklasifikasi metode CNN (Astuti and Samsuryadi, 2018). Waktu komputasi digunakan untuk melihat keseluruhan waktu aktifitas data training dan data testing. Tiap arsitektur memiliki waktu komputasi berbeda-beda. Oleh sebab itu dibutuhkan penelitian untuk melihat arsitektur mana yang lebih cepat.

Jaringan saraf convolutional atau CNN adalah jenis jaringan saraf yang memanfaatkan filter konvolusional dalam lapisan untuk mengekstraksi fitur lokal dari input. Model CNN telah digunakan sejak akhir 1980-an (LeCun et al., 1989) dalam penerapan pengenalan kode pos tulisan tangan. Pada 2012.

Penelitian sebelumnya diagnosis penyakit jantung dengan melakukan perbandingan antara CNN dan ANN (Deperlioglu, 2019). Pada paper ini hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa klasifikasi CNN memberikan nilai hasil yang lebih baik dengan akurasi klasifikasi 97,9% sedangkan ANN memiliki akurasi 82.80% .

Penelitian sebelumnya klasifikasi buah ceri menggunakan CNN based berdasarkan pendekatan penyatuan hibrida (Iwahori *et al.*, 2018). Dalam penelitian ini algoritma yang digunakan yaitu KNN, ANN, Fuzzy, dan CNN. Pada percobaan baik menggunakan dimensi 16x16, 32x32, dan 64x64 akurasi tertinggi menggunakan CNN, secara terurut akurasi nya adalah 97.6%, 97.7%, dan 91.7%.

Penelitian sebelumnya implementasi metode Convolutional neural network untuk klasifikasi tanaman pada citra resolusi tinggi (Arrofiqoh and Harintaka, 2018). Citra resolusi tinggi dari teknologi UAV (Unmanned Aerial Vehicle) dapat memberikan hasil yang baik dalam ekstraksi informasi sehingga dapat digunakan untuk monitoring dan updating data suatu wilayah. Objek yang digunakan yaitu 5 jenis tanaman: padi, bawang merah, kelapa, pisang, cabai. Pada penelitian tersebut skenario data tes menggunakan 50 data dengan masing-masing kelas sebanyak 10 sampel. Pengujian ini menghasilkan akurasi 82% dengan jumlah objek yang benar sebanyak 41 data.

Penelitian sebelumnya SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) translation

using Convolutional Neural Network (Syulistyo, Hormansyah and Saputra, 2020). Salah satu komponen penting dalam bahasa isyarat adalah jari alfabet atau alfabet manual yang diperlukan untuk melengkapi komunikasi. Alfabet jari dilakukan dengan mengeja kata-kata pada bahasa lisan, dengan mengeja huruf demi huruf menggunakan jari. Metode ini digunakan untuk mengeja nama atau menyebutkan kata. Namun, tidak semua orang mengerti bahasa isyarat, jadi diperlukan alat untuk menjembatani komunikasi antara orang yang tuli dengan orang normal. Salah satu solusi yang akan ditawarkan adalah menggunakan teknologi komputer sebagai alat untuk mengenali bahasa isyarat. Hasil akurasi berdasarkan percobaan, CNN dapat menerjemahkan gambar input ke label kelas yang diharapkan dengan akurasi 100% dari 3 kelas seperti assalamualaikum, hallo, dan A.

Penelitian sebelumnya klasifikasi citra kebakaran dan non kebakaran menggunakan convolutional neural network (Abror, no date). Citra dari kamera CCTV dapat digunakan untuk memantau terjadinya kebakaran pada suatu lokasi dengan pemanfaatan perkembangan teknologi saat ini, data citra tersebut dapat diolah sehingga memberikan informasi terjadinya kebakaran pada suatu lokasi dengan lebih cepat dibandingkan secara manual tingkat akurasi model pada tahap pelatihan sebesar 98.8% dan pada tahap pengujian sebesar 90%.

Penelitian sebelumnya klasifikasi kerusakan bangunan sekolah menggunakan metode convolutional neural network dengan pre-trained model VGG-16 (Rizki and Marina, 2019). Pada penelitian ini algoritma Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk mengklasifikasi kerusakan bangunan sekolah di Indonesia. Algoritma CNN yang dibangun menggunakan VGG-16

sebagai pre-trained modelnya Hasil penelitian menghasilkan nilai akurasi terbaik pada proses pelatihan 3000 citra dengan menghasilkan 67,8%

Penelitian sebelumnya pengenalan pola batik menggunakan Artificial Neural Network based on texture-shape (Kasim, Wardoyo and Harjoko, 2017). Tujuan klasifikasi gambar batik adalah untuk membagi gambar batik berdasarkan kelas masing-masing pola sehingga dengan mudah dapat dikenali oleh fitur-fiturnya. Hasil Pelatihan dengan fitur bentuk dan pengujian dengan bentuk Fitur memiliki akurasi terendah 82,65% (pelatihan) dan 80,95% (pengujian), dengan menggabungkan fitur fitur tekstur dan bentuk dapat meningkatkan nilai akurasi menjadi 90,48%.

Penelitian sebelumnya dengan memanfaatkan keunggulan CNN dalam penelitian ini telah dikembangkan sebuah perangkat lunak dengan fitur pengolahan citra dan modul CNN untuk pengenalan karakter tulisan tangan *Aksara Jawa* (Dewa, Fadhilah and Afiahayati, 2018). Perangkat lunak yang dikembangkan memanfaatkan deteksi kontur dan deteksi tepi Canny menggunakan pustaka OpenCV terhadap citra karakter Aksara Jawa untuk proses segmentasi. Modul CNN selanjutnya melakukan proses klasifikasi terhadap citra yang telah disegmentasi ke dalam 20 kelas. Dari percobaan, dapat dilihat bahwa keakuratan model CNN untuk dataset karakter Jawa tulisan tangan tidak dapat mencapai 90% di semua lipatan.

Penelitian sebelumnya analisis kegunaan 5 model dengan menggunakan arsitektur VGG16 dan VGG 19 untuk klasifikasi berbagai merek implant gigi (Sukegawa *et al.*, 2020). Hasil akurasi tertinggi adalah 93.5% dengan menggunakan

arsitektur VGG16. Paper ini menggunakan 2 arsitektur yaitu VGG16 dan VGG19 sebagai dasar sebelum dikembangkan ke 5 model.

Penelitian sebelumnya analisis kecepatan dan ukuran dengan mengusulkan model CNN terkompresi yaitu Residual Squeeze VGG16 (Qassim, Verma and Feinzimer, 2018). Pada paper ini akurasi tertinggi yang dihasilkan adalah 84.3% dan waktu komputasi 3 hari 16 jam dengan menggunakan epoch=20. Paper ini menggunakan dataset sangat banyak sehingga waktu komputasi yang dibutuhkan sangat lama.

Penelitian sebelumnya memiliki tujuan mencoba arsitektur baru yang di custom melalui arsitektur terdahulu yaitu ResNet (Wen, Li and Gao, 2020). Pada paper ini akurasi prediksi menggunakan ResNet-50 setinggi $98,95\% \pm 0,0074$, $99,99\% \pm 0$ dan $99,20\%$. Dari penelitian ini Resnet50 memiliki akurasi tertinggi dibandingkan Resnet.

Penelitian sebelumnya memiliki tujuan melihat penggunaan CNN untuk klasifikasi gambar dan membandingkan model yang dikonversi dengan beberapa ukuran pemotongan gambar dalam hal waktu komputasi dan presisi deteksi dengan menggunakan berbagai arsitektur (Lee, Kim and Oh, 2016). Pada paper ini waktu komputasi tercepat menggunakan arsitektur mobilenet dengan kecepatan 30.92/ms dengan size 300.

Penelitian sebelumnya melakukan analisis kekurangan pada pengelasan untuk memastikan kualitas struktur las dengan menggunakan beberapa arsitektur sebagai perbandingan untuk melihat akurasi tertinggi (Pan *et al.*, 2020). Akurasi tertinggi yaitu 97.69% dengan menggunakan arsitektur mobilenet.

Penelitian sebelumnya analisis pengaruh metode reduksi dimensi minimum redundancy maximum relevance pada klasifikasi kanker berdasarkan data microarray menggunakan classifier support vector machine (Ma and Wisesty, 2018). Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan klasifikasi dimana diagnosis pengklasifikasian apakah seseorang terkena suatu kanker atau tidak kanker atau jenis kanker yang kemungkinan diidap oleh orang tersebut. Hasil dari penelitian ini adalah 0.9657 atau 96.57%

Dari penjelasan diatas peneliti tertarik ingin melakukan penelitian menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan citra batik sebagai objeknya untuk mendapatkan akurasi terbaik. Metode CNN dipilih karena CNN memiliki kemampuan untuk mendeteksi dan mengenali objek pada sebuah gambar, CNN memiliki berbagai macam arsitektur oleh sebab itu sangat diharapkan untuk mencapai akurasi maksimal. Beberapa penelitian yang telah dilakukan, CNN memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi gambar seperti motif batik, implant gigi dan berbagai macam objek lainnya. Penelitian ini akan mencari akurasi berdasarkan skenario(dimensi) yang ditentukan dan arsitektur yang digunakan. Tujuan dari akurasi adalah untuk melihat hasil yang didapat dengan menggunakan metode CNN dengan berbagai arsitektur yang digunakan. Maka dari itu penelitian ini memiliki judul *“Pengaruh Dimensi Gambar dan Arsitektur pada Tingkat Akurasi Klasifikasi Motif Batik menggunakan Convolutional Neural Network”*.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka dapat diketahui bahwa pokok bahasan penelitian yaitu:

1. Berapa tingkat akurasi yang dihasilkan bila menggunakan metode *Convolutional Neural Network*?
2. Apakah dimensi dan arsitektur berpengaruh terhadap akurasi?

1.3. Batasan Masalah

Agar penelitian ini terarah dan pembahasan relevan maka diberi batasan-batasan dan ruang lingkup sebagai berikut:

1. Metode yang digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi batik adalah *Convolutional Neural Network*.
2. Pada penelitian ini sesuai dengan dataset yang dimiliki motif batik yang diteliti hanya 4 jenis yaitu: kawung, megamendung, parang, dan sekarjagad
3. Arsitektur yang digunakan adalah *ResNet50*, *VGG16*, *MobileNet*
4. Dataset yang diambil dari scarping google images

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan Penelitian Klasifikasi Batik Menggunakan *Convolutional Neural Network* adalah:

1. Mengetahui akurasi metode *Convolutional Neural Network* untuk pengenalan motif batik dan bisa menjadi pertimbangan untuk kebenarannya.
2. Mengetahui waktu komputasi untuk menjadi pertimbangan penggunaan arsitektur

3. Mengetahui arsitektur terbaik untuk klasifikasi motif batik.
4. Mengetahui pengaruh penggunaan dimensi untuk klasifikasi motif batik.

1.5. Manfaat Penelitian

Dengan adanya penelitian yang akan diadakan, maka sejumlah harapan atas hasil penelitian ini dapat bermanfaat dan berperan penting dalam menambah wawasan ilmu pengetahuan tentang metode, klasifikasi, dan Citra. Manfaat yang diharapkan di kemudian hari dari penelitian ini secara detail adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui pemanfaatan Convolutional Neural Network untuk proses pengenalan motif batik
2. Hasil penelitian dapat dijadikan sebagai sarana untuk mengenali motif batik
3. Hasil penelitian dapat dijadikan sebagai sarana klasifikasi dalam mencari gambar batik, keberhasilan klasifikasi gambar batik bergantung pada gambar batik yang dijadikan dataset dan penggunaan arsitektur.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

Beberapa Metode telah diterapkan pada penelitian klasifikasi citra batik. Metode tersebut meliputi Artificial Neural Network based on texture-shape (Kasim, Wardoyo and Harjoko, 2017), Convolutional Neural Networks (Tristanto, Hendryli and Emy Herwindiati, 2018), Backpropagation neural network (Fahrizal, Parlindungan Siahaan and Wiryadinata, 2018), Deep Convolutional Network Transfer Learning (Gultom, Arymurthy and Masikome, 2018), Convolutional Neural Network Architecture (Wicaksono et al., 2017), K-Nearest Neighbour.

Penelitian sebelumnya pengenalan pola batik menggunakan Artificial Neural Network based on texture-shape. Tujuan klasifikasi gambar batik adalah untuk membagi gambar batik berdasarkan kelas masing-masing pola sehingga dengan mudah dapat dikenali oleh fitur-fiturnya. Hasil pelatihan dengan fitur bentuk dan pengujian dengan bentuk Fitur memiliki akurasi terendah 82,65% (pelatihan) dan 80,95% (pengujian), dengan menggabungkan fitur fitur tekstur dan bentuk dapat meningkatkan nilai akurasi menjadi 90,48%.

Penelitian sebelumnya Classification of Batik Motifs Using Convolutional Neural Networks. Tujuan dari penelitian ini adalah Mencoba Model Convolutional Neural Network (CNN) untuk akurasi gambar batik. Hasil yang diperoleh dari Percobaan menunjukkan bahwa model CNN tidak dapat secara andal mengklasifikasikan motif batik dengan akurasi pelatihan 56%.

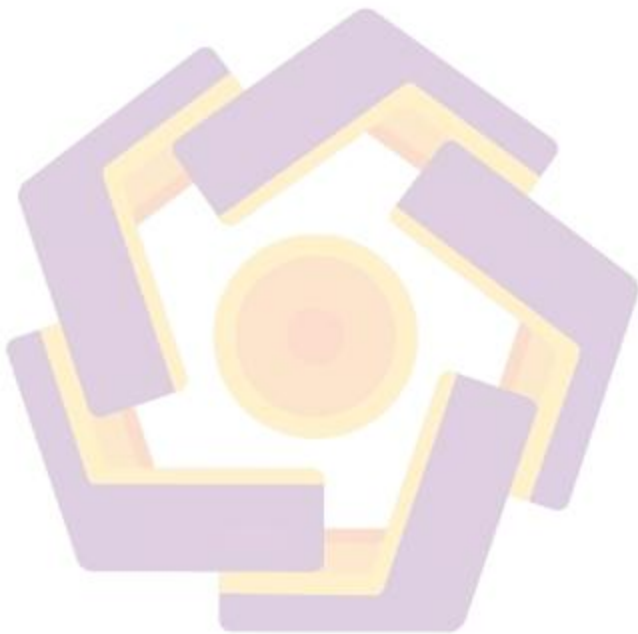
Penelitian sebelumnya Banten batik classification with backpropagation neural network. Tujuan dari penelitian ini adalah Klasifikasi kain batik pola Banten telah dibuat untuk melindungi pola Batik. Hasil yang diperoleh dari percobaan ini adalah Pelatihan menggunakan Neural Network dengan GLCM untuk ekstraksi fitur memiliki akurasi tinggi seperti 98%, dan kesalahan rendah 2%.

Penelitian sebelumnya Batik Classification using Deep Convolutional Network Transfer Learning. Tujuan dari penelitian ini adalah Menyelesaikan masalah Invariance dilemma yang menjadi tantangan pada penelitian batik, Convolutional Neural Network mampu mengatasi masalah invariance dilemma pada klasifikasi citra. Hasil yang diperoleh dari Pelatihan dengan fitur bentuk dan pengujian dengan fitur bentuk memiliki akurasi terendah yaitu 82,65% (pelatihan) dan 80,95% (pengujian), Dengan menggabungkan fitur fitur tekstur dan bentuk dapat meningkatkan nilai akurasi menjadi 90,48%.

Penelitian sebelumnya Modified Convolutional Neural Network Architecture for Batik Motif Image Classification. Tujuan penelitian ini adalah menawarkan sistem klasifikasi gambar motif batik menggunakan metode CNN dengan arsitektur jaringan baru yang dikembangkan dengan menggabungkan GoogLeNet dan Residual Networks bernama IncRes. Hasil yang di peroleh dengan Metode CNN yang diusulkan dengan arsitektur jaringan IncRes dapat digunakan untuk klasifikasi citra motif batik dengan akurasi 70,84%.

Penelitian sebelumnya A Classification of Batik Lasem Using Texture Feature Extraction Based on K-Nearest Neighbour. Tujuan penelitian ini adalah

Mencoba Gray Level Co Occurance Matrix (GLCM) pada 5 motif dan dikombinasikan dengan K-NN. Hasil nya adalah Akurasi terbaik 66% saat menggunakan 50 data pengujian dan 150 data pelatihan.



2.2. Keaslian Penelitian

Keaslian penelitian dapat dilihat pada table 2.1 Peneliti melakukan review jurnal dengan pembahasan judul, peneliti, tujuan, kesimpulan, saran dan perbandingan.

Tabel 2.1 Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
Klasifikasi Batik Menggunakan Convolutional Neural Network

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	Batik classification with artificial neural network based on texture-shape feature of main ornament	<ul style="list-style-type: none"> A. A. Kasim, R. Wardoyo, and A. Harjoko IPTEK Journal of Science 2017 	Tujuan klasifikasi gambar batik adalah untuk membagi gambar batik berdasarkan kelas masing-masing pola sehingga dengan mudah dapat dikenali oleh fitur-fiturnya.	<ul style="list-style-type: none"> Pelatihan dengan fitur bentuk dan pengujian dengan bentuk Fitur memiliki akurasi terendah 82,65% (pelatihan) dan 80,95% (pengujian) Dengan menggabungkan fitur fitur tekstur dan bentuk dapat meningkatkan nilai akurasi menjadi 90,48%. 	Ukuran Gambar batik yang diproses berbeda-beda ada yang besar dan ada yang kecil. Mengakibatkan akurasi yang dihasilkan kurang maksimal	Metode yang peneliti gunakan adalah Convolutional Neural Network, Penelitian ini tidak melihat dari segi shape melainkan melihat secara umum untuk proses klasifikasinya.
2	Classification of Batik Motifs Using Convolutional Neural Networks	<ul style="list-style-type: none"> J. Tristanto, J. Hendryli, and D. Erny Herwindiati 	Mencoba Model Convolutional Neural Network (CNN) untuk	Percobaan menunjukkan bahwa model CNN tidak dapat secara andal mengklasifikasikan	<ul style="list-style-type: none"> Convolutional neural network (CNN) gagal mengklasifikasikan 	Metode yang peneliti gunakan adalah Convolutional Neural Network,

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
Klasifikasi Batik Menggunakan Convolutional Neural Network (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti,Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
		<ul style="list-style-type: none"> SSRN Electron 2018 	akurasi gambar batik	motif batik dengan akurasi pelatihan 56%	motif Naga dan Sido Mukti secara akurat. <ul style="list-style-type: none"> Dataset gambar yang dikumpulkan sedikit, variasi gambar batik juga sedikit sehingga hasil yang diperoleh belum maksimal 	data yang ada tidak sedikit sehingga akurasi yang dihasilkan akan melebihi peneliti sebelumnya, motif yang diteliti berbeda
3	Banten batik classification with backpropagation neural network	<ul style="list-style-type: none"> Rian Fahrizal, Ridwan Prasetya Parlindungan Siahaan, Romi Wiryadinata ICIEE 2018 	Klasifikasi kain batik pola Banten telah dibuat untuk melindungi pola Batik.	Pelatihan menggunakan Neural Network dengan GLCM untuk ekstraksi fitur memiliki akurasi tinggi seperti 98%, dan kesalahan rendah 2%	<ul style="list-style-type: none"> Untuk menguji bahwa metode tersebut sudah cocok untuk klasifikasi batik ada baiknya sampel yang diambil tidak hanya batik dari Banten saja. Data pelatihan yang diuji belum terlalu banyak 	Metode yang peneliti gunakan adalah Convolutional Neural Network. Penelitian ini tidak di fokuskan untuk batik satu daerah, melainkan 3 motif batik, gambar batik yang didapat berupa 3 motif batik sehingga dalam hal akurasi sangat menarik

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
Klasifikasi Batik Menggunakan Convolutional Neural Network (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti,Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
4	Batik Classification using Deep Convolutional Network Transfer Learning	<ul style="list-style-type: none"> Yohanes Gultom, Rian Josua Masikome, Aniati Murni Arymurthy Journal of a Science and Information 	Masalah Invariance dilemma menjadi tantangan pada penelitian batik, Convolutional Neural Network, CNN diharapkan mampu mengatasi masalah invariance dilemma pada klasifikasi citra	<ul style="list-style-type: none"> Pelatihan dengan fitur bentuk dan pengujian dengan fitur bentuk memiliki akurasi terendah yaitu 82,65% (pelatihan) dan 80,95% (pengujian) Dengan menggabungkan fitur-fitur tekstur dan bentuk dapat meningkatkan nilai akurasi menjadi 90,48% 	<ul style="list-style-type: none"> Data set harus dilabel ulang karena pada gambar tertentu dalam dataset sering tumpang tindih satu sama lain. Kondisi ini sering membingungkan classifier selama pelatihan dan menyebabkan generalisasi yang kurang akurat Ukuran batik yang berbeda pada class yang sama mengakibatkan hasil pelatihan dan pengujian tidak sama 	Metode yang peneliti gunakan adalah Convolutional Neural Network, pada penelitian ini peneliti tidak berfokus untuk penyelesaian masalah invariance dilemma melainkan hanya klasifikasi batik dengan 3 motif tertentu
5	Modified Convolutional Neural Network	<ul style="list-style-type: none"> Ardian Yusuf Wicaksono, Nanik Suciati, Chastine Fatchah, 	Penelitian ini menawarkan sistem klasifikasi gambar	Metode CNN yang diusulkan dengan arsitektur jaringan IncRes dapat digunakan	Arsitektur akan dirancang lebih efisien untuk menghemat waktu komputasi, dan juga	Metode yang peneliti gunakan adalah CNN, Inovasi berupa

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
Klasifikasi Batik Menggunakan Convolutional Neural Network (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti,Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	Architecture for Batik Motif Image Classification	Keiichi Uchimura, Gou Koutaki IPTEK, Journal of Science 2017	motif batik menggunakan metode CNN dengan arsitektur jaringan baru yang dikembangkan dengan menggabungkan GoogLeNet dan Residual Networks bernama IncRes	Untuk klasifikasi citra motif batik dengan akurasi 70,84%	penggunaan pembelajaran transfer atau penyempurnaan bobot konvolusi dari dataset yang lebih baik	mencoba CNN tanpa menggunakan arsitektur jaringan baru
6	A Classification of Batik Lasem Usinf Texture Feature Extraction Based on K-Nearest Neighbour	<ul style="list-style-type: none"> Cahaya Jatmoko, Daurat Sinaga Journal of Applied Intelligence System 2018 	Mencoba Gray Level Co Occurance Matrix (GLCM) pada 5 motif dan dikombinasikan dengan K-NN	Akurasi terbaik adalah 66% saat menggunakan 50 data pengujian dan 150 data pelatihan	Dataset yang ada dan motif belum terlalu banyak sehingga hasil yang diperoleh belum maksimal.	Metode yang peneliti gunakan adalah Convolutional Neural Network. Inovasi berupa mencoba klasifikasi pada batik tertentu menggunakan CNN. Kompleksitas pada penelitian CNN terdapat pada layer yang digunakan/dipakai

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
 Klasifikasi Batik Menggunakan Convolutional Neural Network (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti,Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
7	A new image recognition and classification method combining Transfer Learning Algorithm and MobileNet model for welding defects	<ul style="list-style-type: none"> Haihong Pan, Zaijun Pang, Yaowei Pang, Yijue Wang, Lin Chen IEEE 2017 	Analisis kekurangan pada pengelasan untuk memastikan kualitas struktur las	Pada paper ini menggunakan beberapa arsitektur. Akurasi tertinggi yaitu 97.69% dengan menggunakan arsitektur mobilenet	Pada paper ini dataset yang digunakan belum terlalu banyak sehingga untuk data latih belum bersifat maksimal	<ul style="list-style-type: none"> Pada penelitian ini peneliti menggunakan arsitektur vgg16, mobilenet, dan resnet Jumlah dataset berbeda
8	Deep Neural Networks for Dental Implant System Classificatio	<ul style="list-style-type: none"> Shintaro Sukegawa, Kazumasa Yoshii, Takeshi Hara, Katsusuke Yamashita, dkk Biomolecules 2020 	Menganalisa kegunaan 5 model dengan menggunakan arsitektur VGG16 dan VGG 19 untuk klasifikasi berbagai merek implant gigi	Pada paper ini akurasi tertinggi adalah 93.5% dengan menggunakan arsitektur VGG16	Pada paper ini masih menggunakan VGG sebagai dasar perbandingan arsitektur. Alangkah baiknya perbandingan dilakukan menggunakan arsitektur lain untuk melihat akurasi tertinggi yang bisa didapat.	Pada penelitian ini akurasi tertinggi dicari dengan perbandingan beberapa arsitektur yang berbeda yaitu resnet, mobilenet, dan vgg16

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
Klasifikasi Batik Menggunakan Convolutional Neural Network (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
9	Comparison of faster R-CNN models for object detection	<ul style="list-style-type: none"> • Chungkeun Lee, H. Jin Kim, Kyeong Won Oh • ICCAS 2016 	Penggunaan CNN untuk klasifikasi gambar dan membandingkan model yang dikonversi dengan beberapa ukuran pemotongan gambar dalam hal waktu komputasi dan presisi deteksi.	Pada paper ini waktu komputasi tercepat menggunakan arsitektur caffenet dengan kecepatan 30.92/ms dengan size 300	Pada paper ini terlalu banyak objek yang diteliti sehingga waktu komputasi yang dihasilkan masih tinggi dan size yang digunakan sebaiknya di perkecil.	Pada penelitian ini peneliti menggunakan satu objek namun dengan 4 motif dan menggunakan size 128 dan 256.
10	Compressed Residual-VGG16 CNN Model for Big Data Places Image Recognition	<ul style="list-style-type: none"> • Hussam Qassim, Abhishek Verma, David Feinzimer • IEEE 2018 	Analisis kecepatan dan ukuran dengan mengusulkan model CNN terkompresi yaitu Residual Squeeze VGG16.	Pada paper ini akurasi tertinggi yang dihasilkan adalah 84,3% dan waktu komputasi 3 hari 16 jam dengan menggunakan epoch=20	Pada paper ini arsitektur yang digunakan adalah VGG16 dan melihat model custom dari peneliti untuk melihat apakah model tersebut bisa lebih baik atau tidak	Pada penelitian ini peneliti menggunakan beberapa arsitektur untuk melihat akurasi dan waktu komputasi yang digunakan.

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
Klasifikasi Batik Menggunakan Convolutional Neural Network (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
11	Convolutional Neural Networks Using MobileNet for Skin Lesion Classification	<ul style="list-style-type: none"> • Wannipa Sac-Lim, Wiphada Wettayaprasit, Pattara Aiyarak • JCSSE 2019 	Klasifikasi kulit menggunakan Motede CNN dan arsitektur mobilenet, dan mobilenet custom	Pada paper ini penggunaan arsitektur mobilenet memiliki akurasi 79.34% dan mobilenet custom 83.23%	Pada paper ini mobilenet tradisional tidak dijelaskan. Pada penelitian lain untuk arsitektur mobilenet memiliki akurasi yang tinggi.	Pada penelitian ini Akurasi yang didapat tidak menggunakan arsitektur custom dari arsitektur yang sudah ada
12	A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on ResNet-50	<ul style="list-style-type: none"> • Long Wen, Xinyu Li, Liang Gao • Neural computing and applications 2020 	Mencoba arsitektur baru yang di custom melalui arsitektur terdahulu.	Pada paper ini akurasi prediksi menggunakan ResNet-50 setinggi $98,95\% \pm 0,0074$, $99,99\% \pm 0$ dan $99,20\% \pm .$	Pada paper ini sebaiknya arsitektur tradisional ditampilkan agar pembaca amemahami apakah itu arsitektur tradisional	Pada penelitian ini Akurasi yang didapat tidak menggunakan arsitektur custom dari arsitektur yang sudah ada

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
 Klasifikasi Batik Menggunakan Convolutional Neural Network (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
13	A Classification method for Brain MRI via MobileNet and Feedforward Network with Random Weights	<ul style="list-style-type: none"> • Si-Yuan Lu, Shui-Hua Wang, Yu-Dong Zhang • Pattern Recognition Letters 2020 	Comparison custom model mobilenet dengan objek MRI brain dengan menggunakan metode CNN	Pada paper ini akurasi yang didapat adalah 96% dengan menggunakan arsitektur mobilenet RVFL-CBA	Pada kesimpulan sebaiknya menampilkan hasil akurasi tertinggi yang didapat	Pada penclian ini hasil akurasi yang didapat tidak dengan melakukan perbandingan antara custom dan model terdahulu

2.3. Landasan Teori

2.3.1. Batik

Batik adalah ikon budaya untuk Indonesia. Batik telah mendapatkan penghargaan sebagai warisan budaya dari UNESCO pada 2 Oktober 2009 (Steelyana, 2012). Dalam Pengertian lain Batik adalah bentuk seni visual pada bahan tekstil yang diproduksi menggunakan teknik menggambar tradisional yang berasal dari Indonesia (Sunarya, 2016). Bagi orang Jawa, batik adalah kain tradisional yang integral dengan identitas budaya mereka (Tresnadi and Sachari, 2015).

Kain Batik adalah salah satu warisan kebudayaan Indonesia yang sangat berharga. Oleh karena itu, penelitian yang berkesinambungan perlu dilakukan untuk melestarikannya. Sekalipun telah menjadi topik penelitian yang umum, klasifikasi pola Batik secara otomatis masih memiliki beberapa tantangan yang perlu diselesaikan (Gultom, Arymurthy and Masikome, 2018).

Batik sudah ada sejak jaman Majapahit dan sangat populer sampai saat ini. Tidak ada yang dapat memastikan kapan batik tercipta. Namun, motif batik dapat terlihat pada artefak seperti pada candi dan patung. Menurut Asti M. dan Ambar B.arini (2011: 1) kesenian batik adalah kesenian gambar di atas kain untuk pakaian yang menjadi salah satu kebudayaan keluarga raja-raja Indonesia. Memang pada awalnya batik di kerjakan hanya terbatas dalam keraton, untuk pakaian raja dan keluarga, serta para pengikutnya. Batik yang masuk kalangan istana diklaim sebagai milik dalam benteng, orang lain tidak boleh mempergunakannya. Hal inilah yang menyebabkan kekuasaan raja serta pola tata laku masyarakat dipakai sebagai

landasan penciptaan batik. Akhirnya, didapat konsepsi pengertian adanya batik klasik dan tradisional. Penentuan tingkatan klasik adalah hak prerogatif raja.

Banyaknya pengikut raja yang tinggal di luar keraton, menjadikan keterampilan membuat batik meluas dan ditiru oleh masyarakat sekitar. Bahkan membuat batik menjadi pekerjaan wanita untuk mengisi waktu luangnya. Akibatnya batik yang semula hanya dipakai oleh keluarga keraton, menjadi pakaian rakyat. Pada awal keberadaannya, motif batik terbentuk dari simbol-simbol bermakna, yang bernuansa tradisional Jawa, Islami, Hinduisme, dan Budhisme. Dalam perkembangannya, batik diperkaya oleh nuansa budaya lain seperti Cina dan Eropa modern.

Herry Lisbijanto (2013: 10-12) memaparkan bahwa ada 3 jenis batik menurut teknik pembuatannya, yaitu:

a. Batik tulis



Gambar 2.1 Batik tulis (<https://phinemo.com/>)

Batik tulis dibuat secara manual menggunakan tangan dengan alat bantu canting untuk menerakan malam pada corak batik (Gambar 2.1). Pembuatan batik tulis membutuhkan kesabaran dan ketelatenan yang tinggi karena setiap titik dalam motif berpengaruh pada hasil akhirnya. Motif yang dihasilkan dengan cara ini tidak akan sama persis. Kerumitan ini yang menyebabkan harga batik tulis sangat mahal. Jenis batik ini dipakai raja, pembesar keraton, dan bangsawan sebagai symbol kemewahan.

b. Batik cap



Gambar 2.2 Batik cap (<https://infobatik.id/>)

Batik cap dibuat dengan menggunakan cap atau semacam stempel motif batik yang terbuat dari tembaga seperti ditunjukkan pada Gambar 2.2. Cap digunakan untuk menggantikan fungsi canting sehingga dapat mempersingkat waktu pembuatan. Motif batik cap dianggap kurang memiliki nilai seni karena semua motifnya sama persis. Harga batik cap cukup murah karena dapat dibuat secara masal.

c. Batik lukis



Gambar 2.3 Batik lukis (<https://infobatik.id/>)

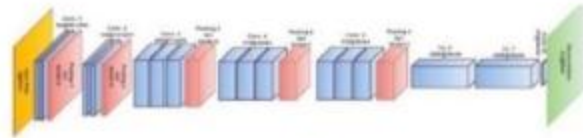
Batik lukis dibuat dengan melukiskan motif menggunakan malam pada kain putih. Pembuatan motif batik lukis tidak terpaku pada pakem motif batik yang ada. Motifnya dibuat sesuai dengan keinginan pelukis tersebut seperti ditunjukkan pada Gambar 5. Batik lukis ini mempunyai harga yang mahal karena tergolong batik yang eksklusif dan jumlahnya terbatas.

2.3.2. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network atau CNN (gambar 2.5) adalah jenis jaringan saraf yang memanfaatkan filter konvolusional pada lapisan untuk mengekstraksi fitur lokal dari input (Tristanto, Hendryli and Erny Herwindiati, 2018).

Model CNN telah digunakan sejak akhir 1980-an (LeCun et al., 1989) dalam penerapan pengenalan kode pos tulisan tangan. Proses CNN diawali dengan konklusi dandimasukkan kedalam arsitektur yang telah ditentukan (layer,

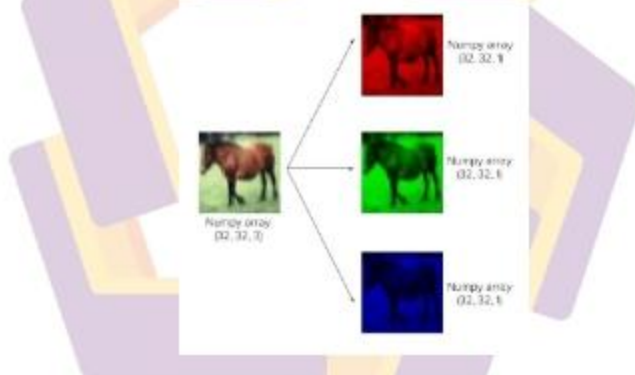
max_polling, flatten, dense) disesuaikan. *CNN* dibagi menjadi 2 bagian besar yaitu Feature Extraction Layer dan Fully-Connected Layer (MLP)



Gambar 2.4 Ilustrasi Convolutional Neural Network (LeCun et al., 1989)

2.3.2.1. Feature Extraction

1) Convolutional Layer (conv layer)



Gambar 2.5 Layer CNN

Gambar diatas adalah RGB (Red, Green, Blue) image berukuran 32x32 pixels yang sebenarnya adalah multidimensional array dengan ukuran 32x32x3 (3 adalah jumlah channel). Convolutional layer terdiri dari neuron yang tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah filter dengan panjang dan tinggi (pixels). Sebagai contoh, layer pertama pada feature extraction layer biasanya adalah conv. layer dengan ukuran 5x5x3. Panjang 5 pixels, tinggi 5 pixels dan tebal/jumlah 3 buah sesuai dengan channel dari image tersebut.

Ketiga filter ini akan digeser seluruh bagian dari gambar. Setiap pergeseran akan dilakukan operasi “dot” antara input dan nilai dari filter tersebut sehingga menghasilkan sebuah output atau biasa disebut sebagai activation map atau feature map.

2) **Stride**

Stride adalah parameter yang menentukan berapa jumlah pergeseran filter. Jika nilai stride adalah 1, maka conv. filter akan bergeser sebanyak 1 pixels secara horizontal lalu vertical. Pada ilustrasi diatas, stride yang digunakan adalah 2.

Semakin kecil stride maka akan semakin detail informasi yang kita dapatkan dari sebuah input, namun membutuhkan komputasi yang lebih jika dibandingkan dengan stride yang besar. Namun perlu diperhatikan bahwa dengan menggunakan stride yang kecil tidak selalu akan mendapatkan performa yang bagus.

3) **Padding**

Padding atau Zero Padding adalah parameter yang menentukan jumlah pixels (berisi nilai 0) yang akan ditambahkan di setiap sisi dari input. Hal ini digunakan dengan tujuan untuk memanipulasi dimensi output dari conv. layer (Feature Map).

Tujuan dari penggunaan padding adalah:

- a. Dimensi output dari conv. layer selalu lebih kecil dari inputnya (kecuali penggunaan 1x1 filter dengan stride 1). Output ini akan digunakan kembali sebagai input dari conv. layer selanjutnya, sehingga makin banyak informasi yang terbuang. Dengan menggunakan padding peneliti dapat mengatur dimensi output agar tetap sama seperti dimensi input atau setidaknya tidak berkurang

secara drastis. Sehingga peneliti bisa menggunakan conv. layer yang lebih dalam/deep sehingga lebih banyak features yang berhasil di-extract.

- b. Meningkatkan performa dari model karena conv. filter akan fokus pada informasi yang sebenarnya yaitu yang berada diantara zero padding tersebut.

Rumus Untuk menghitung dimensi feature map bisa dilihat dibawah ini:

$$output = \frac{W-N+2P}{s} + 1 \quad (1)$$

Keterangan rumus:

W = Panjang/Tinggi Input

N = Panjang/Tinggi Filter

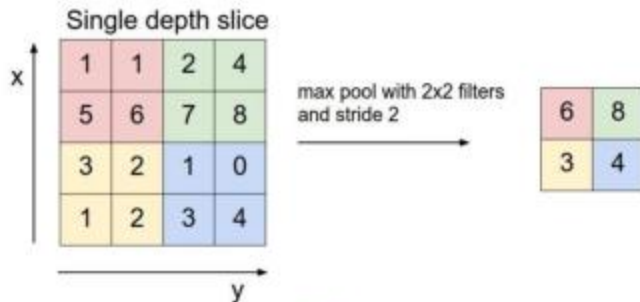
P = Zero Padding

S = Stride

4) Pooling Layer

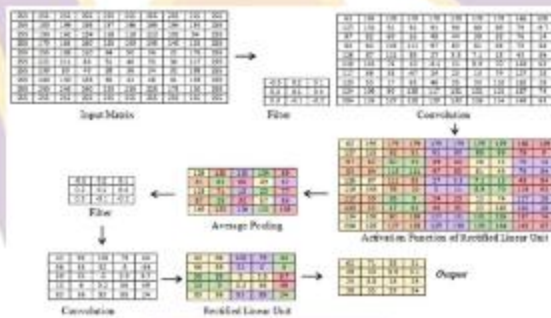
Pooling layer biasanya berada setelah conv. layer. Pada prinsipnya pooling layer terdiri dari sebuah filter dengan ukuran dan stride tertentu yang akan bergeser pada seluruh area feature map.

Pooling yang biasa digunakan adalah Max Pooling dan Average Pooling. Sebagai contoh jika kita menggunakan Max Pooling 2x2 dengan stride 2, maka pada setiap pergeseran filter, nilai maximum pada area 2x2 pixel tersebut yang akan dipilih, sedangkan Average Pooling akan memilih nilai rata-ratanya.



Gambar 2.6 Max polling

Tujuan dari penggunaan pooling layer adalah mengurangi dimensi dari feature map (downsampling), sehingga mempercepat komputasi karena parameter yang harus diupdate semakin sedikit dan mengatasi overfitting.

Gambar 2.7 Ilustrasi konvolusi (<https://medium.com/@16611110/>)

Lapisan konvolusi yang diaplikasikan untuk mendapatkan feature map. Contoh proses konvolusi (*gambar 2.7*) dengan input berupa citra satu channel digambarkan seperti pada gambar berikut. Pada gambar tersebut, sebuah citra berukuran 10x10 piksel direpresentasikan sebagai matriks. Matriks awal diproses dengan dua layer

konvolusi untuk mendapatkan feature map. Pada layer konvolusi pertama, filter yang digunakan berukuran 3×3 dengan bobot yang telah ditentukan. Hasil dari konvolusi pertama berupa matriks dengan ukuran 9×9 .

Setelah melalui proses konvolusi, fungsi aktivasi dikenakan pada hasil konvolusi. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah reLu. Output dari fungsi reLu kemudian dikenakan pooling dengan filter berukuran 2×2 dan stride sebesar dua. Sebelum melakukan pooling, dapat digunakan zero padding sehingga matriks hasil pooling berukuran 5×5 . Matriks ini kemudian melalui tahap konvolusi kedua dengan ukuran filter sama seperti sebelumnya, tetapi dengan bobot yang berbeda. Dalam hal ini, ukuran tidak harus sama dengan konvolusi tahap pertama dan merupakan parameter yang bisa dioptimalkan. Sementara bobot matriks merupakan nilai yang dicari melalui proses pembelajaran.

2.3.2.2. Fully-Connected Layer

Feature map yang dihasilkan dari feature extraction layer masih berbentuk multidimensional array, sehingga kita harus melakukan “flatten” atau reshape feature map menjadi sebuah vector agar bisa kita gunakan sebagai input dari fully-connected layer.

Lapisan Fully-connected adalah lapisan dimana semua neuron aktivitas dari lapisan sebelumnya terhubung semua dengan neuron di lapisan selanjutnya seperti halnya jaringan syaraf tiruan bisa. Setiap aktivitas dari lapisan sebelumnya perlu diubah menjadi data satu dimensi sebelum dapat dihubungkan ke semua neuron di lapisan Fully-Connected.

Lapisan Fully-Connected biasanya digunakan pada metode Multi lapisan Perceptron dan bertujuan untuk mengolah data sehingga bisa diklasifikasikan. Perbedaan antara lapisan Fully-Connected dan lapisan konvolusi biasa adalah neuron di lapisan konvolusi terhubung hanya ke daerah tertentu pada input. Sementara lapisan Fully-Connected memiliki neuron yang secara keseluruhan terhubung. Namun, kedua lapisan tersebut masih mengoperasikan produk dot, sehingga fungsinya tidak begitu berbeda.

5) Akurasi

Akurasi secara umum adalah mencari hasil yang mendekati data asli. Dalam image processing akurasi didefinisikan sebagai persentase dari data uji yang diklasifikasikan ke kelas yang benar. Akurasi dapat dinyatakan dalam persamaan berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

2.3.3. Image Processing

Menurut Linggar citra humas yang ideal ialah kesan yang benar, yakni sepenuhnya berdasarkan pengalaman, pengetahuan serta pemahaman atas kenyataan yang sesungguhnya. Jenis-jenis Citra terbagi 5 yaitu Citra bayangan / mirror image, Citra yang berlaku/ current image, Citra yang diharapkan/ wish image, citra perusahaan/ corporate image, citra majemuk/ multiple image.

Dalam pengertian lain image processing adalah memproses sebuah gambar artinya melakukan transformasi pada gambar yaitu manipulasi gambar digital untuk meningkatkan kualitasnya dan melakukan perataan, kontras, penajaman dan lain-lain.

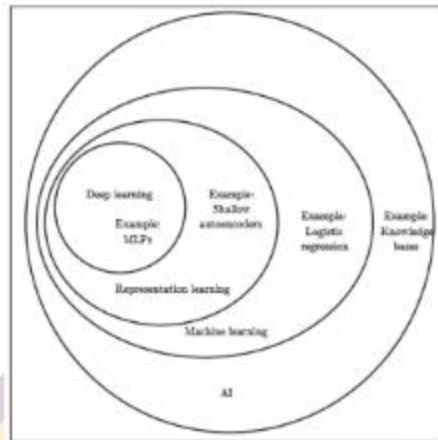
Input : gambar

Output : gambar (mungkin dalam format berbeda)

2.3.4. Deep Learning

Deep Learning dapat memecahkan masalah sentral dalam pembelajaran representasi dengan memperkenalkan representasi yang diekspresikan dalam bentuk representasi lain yang lebih sederhana. Pembelajaran yang mendalam memungkinkan komputer untuk membangun konsep kompleks dari konsep yang lebih sederhana (A. Bengio, Yoshua).

Deep Learning adalah bagian dari kecerdasan buatan dan *Machine learning* yang merupakan pengembangan dari neural network multiple layer untuk memberikan ketepatan tugas seperti deteksi objek, pengenalan suara, terjemahan bahasa dan lain – lain. Deep Learning berbeda dari teknik machine learning yang tradisional, karena deep learning secara otomatis melakukan representasi dari data seperti gambar, video atau text tanpa memperkenalkan aturan kode atau pengetahuan domain manusia.



Gambar 2. 8 Diagram venn deep learning

Deep Learning dikembangkan pada tahun 1950 namun baru tahun 1990 dapat di aplikasikan dengan sukses. Learning algoritma yang digunakan sekarang pada task yang kompleks hampir sama seperti learning algoritma yang digunakan untuk menyelesaikan masalah permainan pada tahun 1980, meskipun model algoritma yang digunakan berubah menjadi training yang sederhana dari arsitektur deep learning. Hal yang penting pada pengembangan model yang sekarang adalah kita dapat mendukung dengan resource yang dibutuhkan agar menjadi sukses.

Salah satu deep learning yang paling diminati adalah neural network, contoh dari neural network adalah *Artificial neural network (ANN)* dan *Convolutional neural network (CNN)*. Deep Learning, bagian dari Machine Learning, menggunakan tingkat hierarki neural network untuk menjalankan proses pembelajaran mesin. Neural network dibangun seperti otak manusia, dengan simpul-simpul neuron terhubung bersama seperti jaring. Sementara program tradisional membangun analisis dengan data secara linier, fungsi hierarki dari

sistem pembelajaran yang dalam memungkinkan mesin memproses data dengan pendekatan nonlinier.

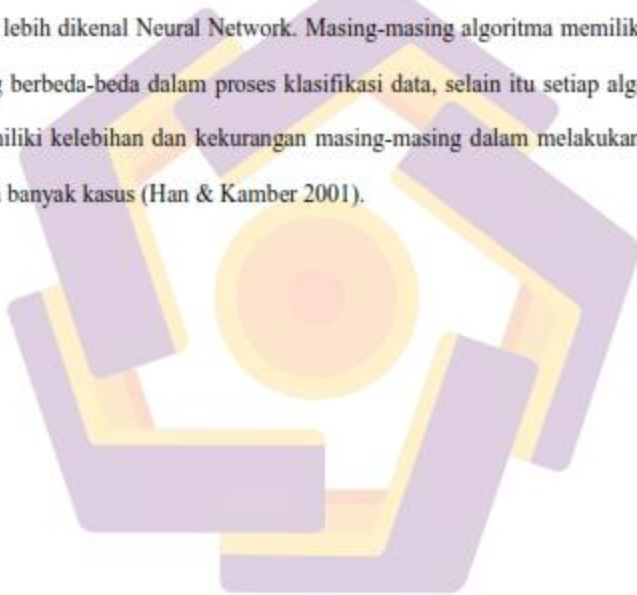
2.3.5. Klasifikasi

Dalam bukunya (Budi Santosa, 2007) yang dikutip dari Agus Mulyanto, 2009 klasifikasi merupakan langkah atau cara dalam upaya membentuk suatu model atau fungsi yang digunakan dalam menjelaskan atau membedakan konsep kelas data. Dengan melakukan proses ini suatu objek dapat dikenali dan dikelompokkan berdasarkan kelasnya dengan cara memperkirakan berdasarkan hasil dari model yang telah dibentuk. Klasifikasi dokumen adalah bagian proses yang penting dalam bidang sistem informasi, khususnya untuk pengetahuan bisnis.

Penelitian oleh (Han & Kamber, 2001) menjelaskan bahwa dalam proses klasifikasi terbagi menjadi dua tahapan yaitu pelatihan (*learning*) dan pengujian (*testing*). Kedua tahapan ini saling berurutan dalam proses klasifikasi, pada tahap *learning* (*pelatihan*) ini merupakan tahap di mana dilakukan proses pembelajaran terhadap suatu data yang telah diketahui kelasnya atau sering disebut data latih. Tahapan ini dimaksudkan agar komputer dapat belajar mengenal beberapa objek (*data latih*) berdasarkan kelasnya sehingga dihasilkan satu model klasifikasi. Kemudian tahapan kedua adalah proses *testing* (*pengujian*), tahap ini berfungsi untuk melakukan evaluasi tingkat kinerja dari model hasil dari tahap *learning* dengan data baru yang disebut data uji. Keluaran dari tahap ini berupa tingkat keakuratan suatu model dalam memprediksi data yang belum diketahui kelasnya (*data uji*). Jika nilai akurasi dari tahap *testing* ini tinggi, maka dapat model hasil

pembelajaran pada tahap learning layak untuk digunakan dalam memprediksi data-data baru yang belum diketahui kelasnya.

Proses klasifikasi sangat erat hubungannya dengan teknik atau algoritma yang dapat belajar dan mengelompokkan data ke dalam kelas-kelasnya. Beberapa algoritma yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi diantaranya adalah Naive Bayes Classifier, Decision Tree, Rule Based Classifier dan Jaringan Saraf Tiruan atau lebih dikenal Neural Network. Masing-masing algoritma memiliki cara kerja yang berbeda-beda dalam proses klasifikasi data, selain itu setiap algoritma juga memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing dalam melakukan klasifikasi pada banyak kasus (Han & Kamber 2001).



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Dalam penelitian ini penulis menggunakan metode Kuantitatif. Metode penelitian kuantitatif merupakan suatu cara yang digunakan untuk menjawab masalah penelitian yang berkaitan dengan data berupa angka (Dr.wahidurni, 2017). Jenis pengumpulan data pada penelitian ini yaitu Penelitian Eksperimen. Penelitian eksperimen (Experimental Research) adalah suatu penelitian yang berusaha mencari pengaruh variabel tertentu terhadap variabel lainnya dalam kondisi yang terkontrol secara ketat

Tujuan: Untuk menyelidiki hubungan sebab akibat dengan cara mengenalkan kepada satu atau lebih kelompok eksperimental suatu kondisi/ perlakuan dan membandingkannya dengan kelompok eksperimental yang tidak dikenai kondisi/perlakuan

Jenis penelitian ini adalah kuantitatif, yang menjadi faktor penting dalam proses penelitian itu sendiri. Teori yang ada akan digunakan untuk menentukan masalah penelitian. Penelitian dilakukan secara mandiri menggunakan metode eksperimen. Data yang digunakan adalah data berupa image(gambar).

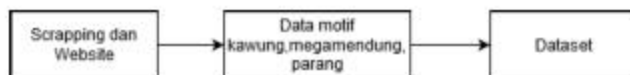
Penelitian ini memiliki sifat Eksploratif, Dimana karakteristik dari penelitian ini adalah fleksibel dan tidak terstruktur. Data gambar yang didapat belum terstruktur dan belum mempunyai class masing-masing.

Pendekatan pada penelitian ini adalah pendekatan kuantitatif, di mana data yang diambil merupakan dataset batik yang didapatkan di Internet. setelah dataset didapatkan adalah melakukan resize image 64x64 dan data tersebut digunakan sebagai dasar untuk menentukan klasifikasi batik.

Hasil akhir klasifikasi kemudian ditampilkan dalam bentuk grafik. Dalam grafik tersebut dapat dilihat akurasi tertinggi dan waktu komputasi yang diuji menggunakan skenario dan arsitektur yang telah ditentukan.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah kegiatan yang dilakukan pertama kali sebelum melakukan kegiatan analisis data. Data yang diperlukan pada penelitian ini berupa gambar dengan 3 motif yaitu motif kawung, motif megamendung dan motif parang. Selain 3 motif yang dijadikan dataset, ada penambahan 1 class dataset yaitu motif batik sekar jagad (Yogyakarta) sebagai class yang berfungsi untuk training data. Metode pengumpulan data yang penulis lakukan untuk mendapatkan citra batik yaitu dengan cara mengambil/mendownload melalui google. Untuk mencari akurasi data diambil dari github.com, <https://fasnina.com>, dan google images. Dataset juga di collect melalui bantuan dari library python. Alur pengumpulan data dapat dilihat pada gambar 3.1



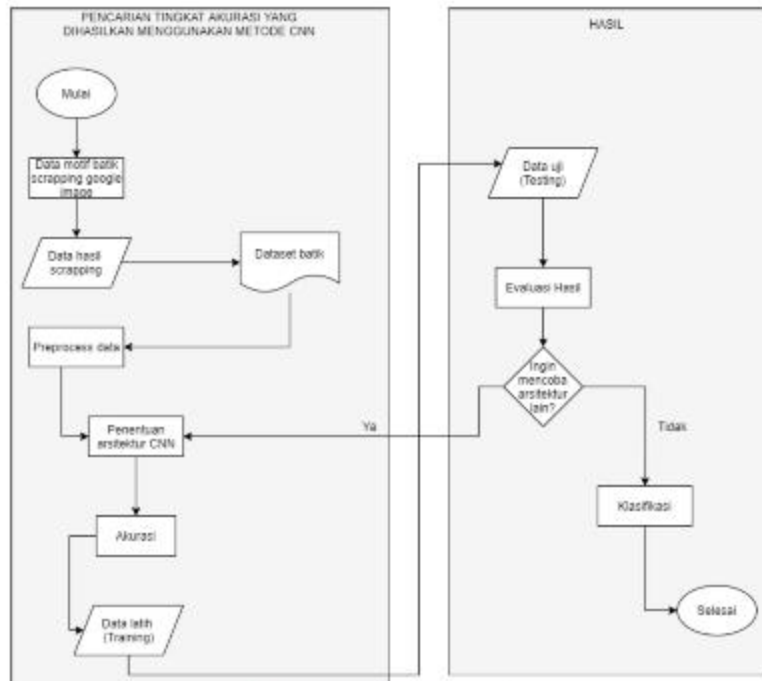
Gambar 3.1 Alur pengumpulan data

3.3. Metode Analisis Data

Metode analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah analisis kuantitatif menggunakan algoritma Convolutional Neural Network. Data yang sudah terkumpul menjadi dataset batik selanjutnya akan dilakukan pra proses sebelum dilakukan klasifikasi seperti mengubah gambar rgb ke dalam grayscale dan menyamakan ukuran dimensi dari gambar batik yang ada. Dalam melakukan percobaan ini dilakukan dengan bahasa pemrograman python dengan bantuan library Keras dan Tensorflow dalam membangun arsitektur CNN. Penggunaan metode Convolutional Neural Network untuk mengetahui akurasi yang dihasilkan. Pada proses akurasi akan dilakukan melalui beberapa skenario yang disebut S1 dan S2. Untuk skenario S1 dimensi gambar yaitu 128x128 dan untuk S2 256x256. Hal tersebut untuk membuktikan bahwa akurasi yang dihasilkan tidak hanya dilakukan dengan sekali uji coba dan waktu komputasi dapat dilihat sebagai perbandingan untuk penggunaan arsitektur. Dalam hal ini peneliti menggunakan runtime GPU dari tools google collabs. Iterasi juga berpengaruh pada waktu komputasi, dari 4 class yang tersedia, yaitu 70 x 4 gambar/class dilihat per gambar dan per kelas. Setelah didapat per class bisa dilihat waktu klasifikasi. Gambar batik diolah menggunakan Bahasa python dan software google collabs yang hasilnya akan disajikan dalam bentuk grafik dan table.

Sesuai dengan rumusan masalah penelitian ini, flowchart digunakan untuk menjelaskan gambaran pada proses pencarian hasil rumusan masalah dengan menggunakan metode CNN dan objek berupa citra motif batik. Flowchart dapat dilihat pada gambar 3.2. Hasil akurasi akan dicari menggunakan beberapa arsitektur

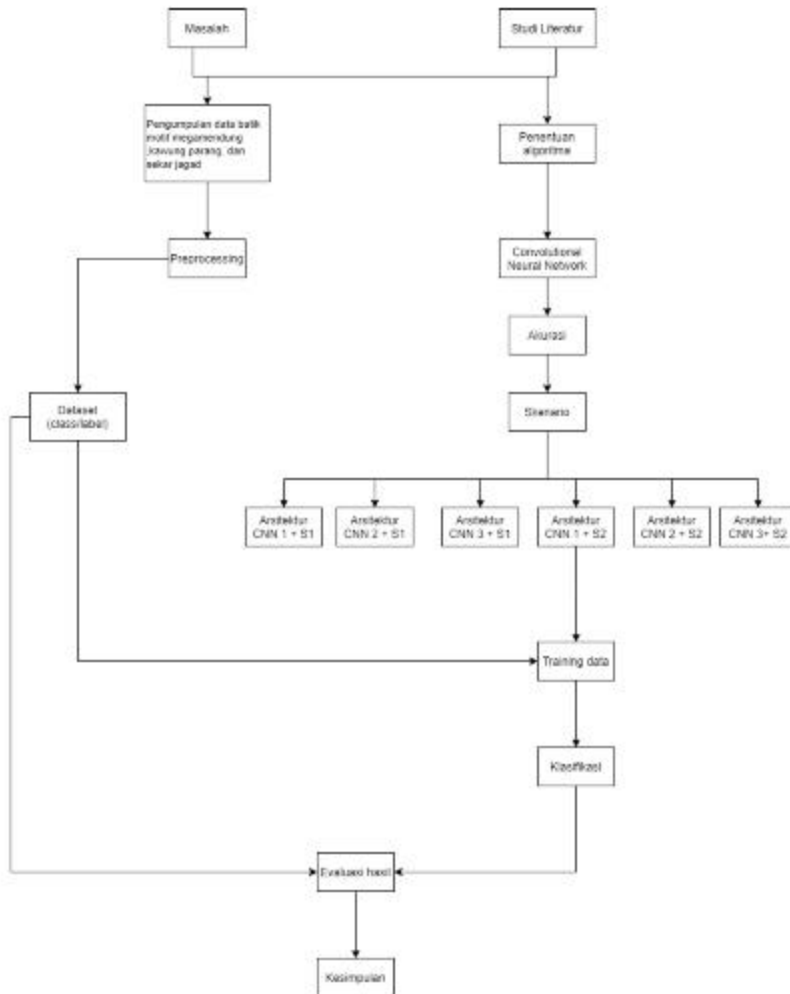
(gambar 3.3) dimana data dibagi atas 2 yaitu data pelatihan dan data uji. Setelah itu melakukan evaluasi hasil, jika data uji memiliki hasil yang baik maka proses selanjutnya adalah klasifikasi dan selesai, namun jika belum memiliki hasil yang baik akan dicoba menggunakan arsitektur yang lain.



Gambar 3.2 Alur pencarian hasil rumusan masalah

3.4. Alur Penelitian

Alur penelitian dapat dilihat pada gambar 3.3. Alur Penelitian dimulai dari pengumpulan data dan berakhir jika klasifikasi batik berhasil dilakukan.



Gambar 3.3 Alur penelitian

Pada gambar 3.3 dapat dilihat bahwa penelitian diawali dengan penentuan masalah dan studi literatur yang cocok dengan masalah yang ditemui. Objek penelitian secara umum adalah batik. Batik yang ingin diteliti memiliki 3 motif + 1

motif. 3 motif untuk klasifikasi dan 1 motif untuk data train dan data test. Dari motif tersebut dibentuklah sebuah dataset yang telah diberi class/label. Penelitian ini menggunakan metode *CNN*. Metode *CNN* digunakan untuk mencari akurasi dan waktu koputasi. Akurasi dan waktu komputasi dicari berdasarkan 2 skenario yang telah ditentukan, setelah 2 skenario dicoba dan ditemukan hasilnya langkah selanjutnya adalah training data yang dibutuhkan untuk membantu pembelajaran mesin. Setelah itu klasifikasi dan evaluasi hasil, dari scenario 1, scenario 2 diamati dan dipilih untuk mencari akurasi terbaik yang bisa dihasilkan. Setelah menentukan scenario yang ingin digunakan langkah selanjutnya adalah menentukan kesimpulan



BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Data





Tahapan yang dilakukan yaitu penyusunan arsitektur yang tepat untuk mendapatkan akurasi yang maksimal. Pada penelitian ini yang dilakukan adalah mengumpulkan data, preprocessing data, dan menentukan arsitektur *CNN* yang digunakan.

4.1.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan scrapping google image dengan menggunakan Software *Jupyter Notebook*, bahasa pemrograman python3 dan menggunakan beberapa library yang dibutuhkan. Library yang dipakai bisa dilihat pada *lampiran*.

Data diambil pada tanggal 23 juli 2020 dengan jumlah didapat yaitu sebanyak 280 data. Data berbentuk gambar (.jpg). Namun pada penelitian ini data dibagi menjadi dua, data latih sebanyak 210 dan data uji sebanyak 70. Pada penelitian ini ada 3 motif yang ingin diteliti yaitu motif kawung, megamendung, dan parang. Dari ketiga motif tersebut akan memiliki class masing-masing namun jumlah datanya tetap sama di setiap class yaitu 70/class. Gambar pada setiap class memiliki ukuran/dimensi original 128x128, Untuk motif sekar jagad akan di pakai untuk data uji. Data pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Data motif batik

No	Motif Batik	Jumlah	Gambar
1	Kawung	70	
2	Megamedung	70	
3	Parang	70	
4	Sekar jagad	70	

4.1.2. Preprocessing Data

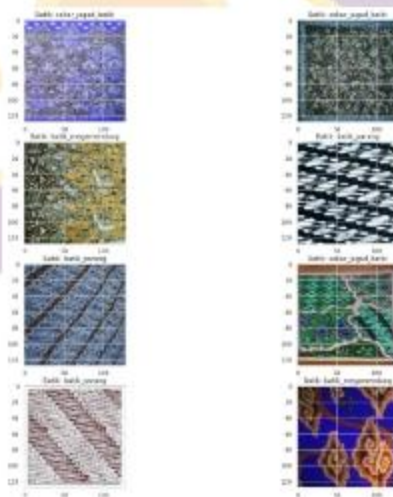
Agar dapat dikenali oleh arsitektur dan dapat diproses menggunakan *CNN* data berupa gambar disimpan menggunakan format .jpg dan dilakukan preprocessing data. Tujuan preprocessing data adalah untuk mengolah dataset yang diperlukan dan disesuaikan dengan scenario yang telah dirancang. Setelah dilakukan scrapping di google images gambar yang terdownload tidak memiliki dimensi yang sama, gambar juga ada yang full motif ada juga yang yang tidak full motif. gambar tersebut lalu disamakan ukuran dan dilakukan zoom untuk beberapa

data yang tidak full motif, hal tersebut dilakukan agar dataset terlihat sama. Preprocessing dilakukan dengan bantuan augmentasi. Setelah augmentasi data hal selanjutnya adalah mengatur dimensi yang ingin digunakan kepada dataset. Pada penelitian ini dimensi yang digunakan adalah 128x128 dan 256x256. Source code preprocessing data dapat dilihat pada *lampiran*.

4.1.2.1. Preprocessing Skenario 1

Preprocessing tahap 1 yaitu dengan menerapkan dimensi 128x128 piksel pada dataset sesuai dengan skenario yang digunakan dan menampilkan nya dalam bentuk subplot (4,2). Source code bisa dilihat dibawah ini:

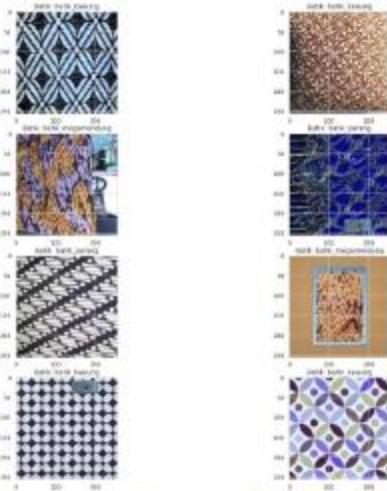
Untuk tampilan gambar batik 128x128 dapat dilihat pada gambar 4.1.



Gambar 4.1 Batik skenario S1

4.1.2.2. Preprocessing Skenario 2

Preprocessing tahap 1 yaitu dengan menerapkan dimensi 256x256 piksel pada dataset sesuai dengan skenario yang digunakan dan menampilkan nya dalam bentuk subplot (4,2). Batik skenario 2 bisa dilihat pada gambar 4.2.



Gambar 4.2 Batik skenario S2

Pada penelitian ini menggunakan *ImageDataGenerator*. Pada penelitian ini menggunakan bantuan package *ImageDataGenerator* dari library Keras. Ada beberapa augmentasi yang digunakan. salah satunya adalah *zoom_range* yaitu proses zoom pada citra asli sebesar nilai yang diberikan pada value *zoom_range*. Untuk proses augmentasi dapat dilihat pada *lampiran*.

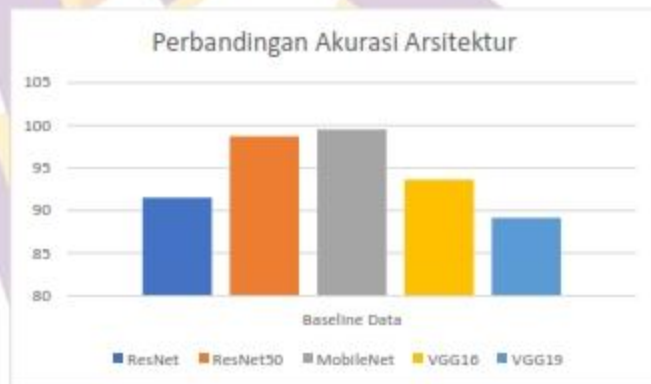
4.1.3. Arsitektur CNN

Arsitektur CNN digunakan untuk mencari akurasi yang bisa didapatkan melalui data, jika dengan arsitektur yang tepat maka akurasi bisa menjadi lebih

maksimal. Secara garis besar arsitektur *CNN* dibagi menjadi 2 yaitu *Feature Extraction* dan *Fully Connected Layer*. Arsitektur yang digunakan meliputi Convolutional Layer (conv layer), stride, padding, pooling layer (max pooling), flatten, dense, activation.

4.1.3.1. Baseline Data

Baseline data digunakan untuk melihat pengukuran perilaku yang diambil sebelum penelitian digunakan. Baseline data sangat penting untuk membandingkan arsitektur yang ingin digunakan pada penelitian. Baseline dapat dilihat pada gambar 4.3.

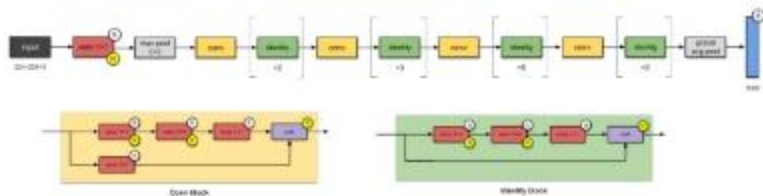


Gambar 4.3 Baseline Data

Dari grafik diatas peneliti menyimpulkan untuk memilih 3 arsitektur yang digunakan. Arsitektur yang digunakan yaitu *MobileNet*, *ResNet50*, dan *VGG16*. Arsitektur dipilih karena dilihat dari akurasi tertinggi.

4.1.3.2. Arsitektur Resnet50

Arsitektur *Resnet* atau kepanjangan dari Residual Network merupakan jaringan saraf klasik yang banyak digunakan pada dunia komputer vision. Arsitektur ini terkenal dengan kedalaman jaringannya, yaitu terdiri lebih dari 177 lapisan. Arsitektur ini pertama kali yang memperkenalkan konsep skip connection. Salah satu keunggulan dari arsitektur ini adalah penggunaan konsep skip connection, yaitu menumpuk lapisan konvolusi dan melewatinya dari inputan asli ke lapisan selanjutnya. Penumpukan jaringan yang dalam tidak berpengaruh signifikan dalam meningkatkan akurasi, hal tersebut justru akan menurunkan kinerja proses learning. Oleh karena itu pada arsitektur ResNet50 ini diterapkan konsep skip connection untuk mengantisipasi terjadinya penurunan kinerja proses pembelajaran model. Arsitektur *Resnet* dapat dilihat pada gambar 4.4.



Gambar 4.4 Arsitektur resnet50 (<https://medium.com/>)

4.1.3.3. VGG-16 Net

Seperti namanya, arsitektur ini terdiri dari 16 blok layer yang disebut sebagai feature extraction layer. Layer ini terdiri dari layer konvolusi dan layer pooling yang keduanya saling berhubungan, yaitu dalam mengekstrak fitur penting dan mengecilkan dimensi hasil ekstraksi.



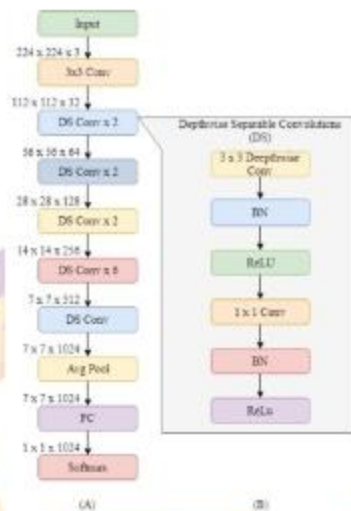
Gambar 4.5 Vgg arsitektur (towarddatascience.com)

Gambar 4.5 merupakan struktur dari arsitektur VGG-16. Dalam arsitektur VGG-16 ini digunakan ukuran filter yang konsisten sama yaitu 3 x 3 dengan jumlah stride adalah 1 untuk Convolutional Layer. Pada Pooling Layer digunakan jenis max pooling dengan parameter padding semuanya adalah “same” dengan jumlah filter 2 x 2 dan stride yang digunakan adalah 2. Lapisan terakhir yaitu lapisan Fully Connected (FC) Layer yang terdiri dari 2 FC dengan aktivasi softmax. Total parameter arsitektur VGG-16 ini adalah sebesar 138,357,544.

4.1.3.4. Mobile Net

Arsitektur MobileNet menggunakan konsep konvolusi yang dapat dipisahkan secara mendalam kecuali pada lapisan pertama seperti ditunjukkan pada Lapisan konvolusi pertama merupakan lapisan konvolusi yang penuh. Semua lapisan diikuti dengan normalisasi batch dan operasi non-linear yaitu aktivasi ReLU. Total keseluruhan layer yang ada pada arsitektur ini berjumlah 93-layer yang terdiri dari feature extraction dan classification layer. Pada mobile net penggunaan lapisan atau layer konvolusi dengan ketebalan filter yang sesuai

dengan ketebalan dari input image. Arsitektur Mobilenet bisa dilihat pada gambar 4.6.



Gambar 4.6 Arsitektur mobile net (towarrrdatascience.com)

4.1.3.5. Skenario Percobaan

Untuk mendapat hasil yang maksimal ada beberapa scenario percobaan yang digunakan untuk ketiga arsitektur. Dalam penelitian ini peneliti memiliki 2 skenario percobaan, scenario tersebut dapat dilihat pada tabel 4.2

Tabel 4.2 Skenario Percobaan

No	Skenario	Keterangan
1	S1	Arsitektur + dimensi 128
2	S2	Arsitektur + dimensi 256

Skenario pada tabel 4.2 akan dilakukan pada ketiga arsitektur yang digunakan. Setiap skenario akan diujikan menggunakan epoch= 560 dengan batch size = 64.

4.1.3.6. Convolutional Layer (Conv.layer)

Pada penelitian ini Convolutional layer yang digunakan 4 lapis yaitu conv2d (Conv2D), conv2d1 (Conv2D), conv2d2 (Conv2D), conv2d3 (Conv2D). Perbedaan antara convolutional yang digunakan terletak pada filters. Filters yang digunakan secara berurutan yaitu 32,64,96,96. Untuk lebih detail penggunaan Conv layer bisa dilihat pada gambar 4.2. Penggunaan konvlusi antara lain yaitu output pada lapisan konvlusi pertama dijadikan sebagai input pada proses konvlusi dua, output pada lapisan konvlusi kedua dijadikan sebagai input pada proses konvlusi ketiga, begitu juga seterusnya. Convolutional layer yang digunakan beberapa arsitektur terdapat perbedaan. Convolutional beberapa arsitektur bisa dilihat pada gambar 4.7.

layer (type)	output shape	param #	connected to
input_1 (InputLayer)	[(None, 224, 224, 3) 0		
conv1_pad (ZeroPadding2D)	(None, 114, 114, 3) 0		input_1[0][0]
conv1_conv (Conv2D)	(None, 64, 64, 64) 9672		conv1_pad[0][0]
conv1_bn (BatchNormalization)	(None, 64, 64, 64) 256		conv1_conv[0][0]
conv1_relu (Activation)	(None, 64, 64, 64) 0		conv1_bn[0][0]
pool1_pad (ZeroPadding2D)	(None, 64, 64, 64) 0		conv1_relu[0][0]
pool1_pool (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 64) 0		pool1_pad[0][0]
conv2_block_1_conv (Conv2D)	(None, 32, 32, 64) 4160		pool1_pool[0][0]
conv2_block_1_bn (BatchNormali	(None, 32, 32, 64) 256		conv2_block_1_conv[0][0]
conv2_block_1_relu (Activation)	(None, 32, 32, 64) 0		conv2_block_1_bn[0][0]
conv2_block_2_conv (Conv2D)	(None, 32, 32, 64) 9696		conv2_block_1_relu[0][0]
conv2_block_2_bn (BatchNormali	(None, 32, 32, 64) 256		conv2_block_2_conv[0][0]
conv2_block_2_relu (Activation)	(None, 32, 32, 64) 0		conv2_block_2_bn[0][0]

Gambar 4.7 Convolutional layer ResNet50

Arsitektur vgg16 dapat dilihat pada gambar 4.8.

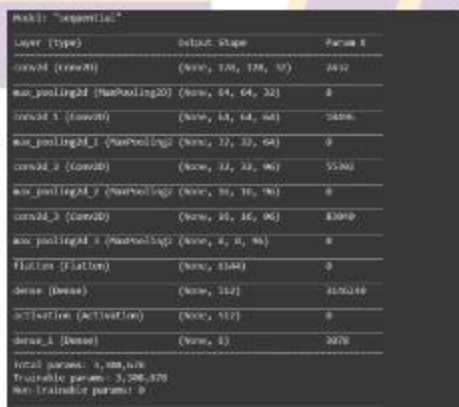
ini padding yang digunakan adalah 'same'. Agar penggunaan padding sama dengan stride maka padding yang digunakan adalah 'same'. Untuk penggunaan lebih detail pada berbagai arsitektur dapat dilihat pada gambar 4.7 – gambar 4.9.

4.1.3.9. Pooling layer

Pada penelitian ini pooling layer yang digunakan adalah MaxPooling2D (pool_size = (2,2)). Fungsi dari MaxPooling adalah menggeser filter dan mencari nilai maximum dari pergeseran. Contoh pada penelitian ini yaitu MaxPooling 2x2 dengan stride 2,2, maka pada setiap pergeseran filter, nilai maximum pada area 2x2 akan di pilih. Untuk lebih detail penggunaan pooling layer pada berbagai arsitektur dapat dilihat pada gambar 4.7 – gambar 4.9.

4.1.3.10. Flatten

Flatten berfungsi untuk membentuk ulang fitur (reshape feature map) menjadi sebuah vector agar bisa digunakan sebagai input dari fully-connected layer. penggunaan flatten pada berbagai arsitektur dapat dilihat pada gambar 4.10.



Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 100, 100, 32)	2432
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 50, 50, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 50, 50, 64)	3680
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 25, 25, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 25, 25, 96)	5568
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 96)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 96)	8304
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 96)	0
Flatten (Flatten)	(None, 43008)	0
dense (Dense)	(None, 512)	219048
activation (Activation)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 5)	2575
Total params: 4,388,416		
Trainable params: 4,286,879		
Non-trainable params: 0		

Gambar 4.10 Flatten ResNet50

dense_6 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dropout_4 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_7 (Dense)	(None, 512)	524800
dropout_5 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_8 (Dense)	(None, 4)	2052

Gambar 4.14 Dense mobilenet

4.1.3.12. Activation

Activation fungsi berada pada tahap sebelum melakukan pooling layer dan setelah melakukan proses konvolusi. Pada penelitian ini activation yang digunakan adalah relu. Fungsi relu adalah nilai output dari neuron bisa dinyatakan sebagai 0 jika inputnya adalah negatif. Jika nilai input dari fungsi aktivasi adalah positif, maka output dari neuron adalah nilai input aktivasi itu sendiri. Penggunaan activation pada arsitektur ResNet50 dan arsitektur vgg16 dapat dilihat pada gambar 4.11 – gambar 4.12. Untuk activation mobilenet dapat dilihat pada gambar 4.15.

```
x=GlobalAveragePooling2D()(x)
x=Dense(1024,activation='relu')(x)
x = Dropout(0.25)(x)
x=Dense(512,activation='relu')(x)
x = Dropout(0.25)(x)
preds=Dense(num_class, activation='softmax')(x) #final layer with softmax activation
model.compile(input_shape=base_model.input_shape, outputs=preds)
```

Gambar 4.15 Activation mobilenet

4.2. Klasifikasi CNN

Klasifikasi CNN digunakan untuk melihat apakah cnn pada dataset yang digunakan bekerja dengan baik atau tidak. Klasifikasi ini berdasarkan 3 class yang digunakan, yaitu: Class batik_kawung, batik_megamendung, batik_parang, dan satu class untuk uji data yaitu class sekar_jagad_batik. Klasifikasi dilakukan dengan

menggunakan beberapa arsitektur yang tersedia pada metode *CNN*. Dari ketiga arsitektur yang dicoba akan dilakukan perbandingan untuk melihat akurasi tertinggi dan waktu komputasi.

4.2.1. Pelatihan Data

Data yang digunakan diambil menggunakan scrapping data pada google images. Setelah scrapping dilakukan tahapan selanjutnya adalah memasukkan kedalam arsitektur *CNN* dan google collabs sebagai notebook. Source code scrapping bisa dilihat dibawah ini.

Setelah proses preprocessing dilakukan, dataset siap digunakan untuk proses pembelajaran dalam membentuk model klasifikasi menggunakan ketiga arsitektur di atas. Proses pembelajaran atau training pada penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, diantaranya yaitu tahap ekstraksi fitur dan klasifikasi. Proses ekstraksi fitur pada *CNN* dilakukan pada layer konvolusi dan pooling layer. Sedangkan proses klasifikasi ditangani oleh fully connected layer. Semua proses dibantu menggunakan library python *Keras*. Proses pelatihan dapat dilihat pada lampiran.

4.2.2. Proses Konvolusi

Proses konvolusi yang terjadi pada convolutional layer berfungsi dalam mengekstrak fitur-fitur penting yang ada di dalam citra. Proses ini menggunakan operasi perkalian matriks antara matriks citra dengan matriks kernel/filter. Untuk memudahkan konvolusi penulis mencontohkan 1 gambar dengan kernel 3x3. Untuk

contoh ini peneliti tidak menggunakan contoh pada dataset karena memiliki 128x128 piksel dan 256x256 piksel.

$$\begin{array}{|c|c|c|c|c|c|} \hline & 4 & 4 & 2 & 5 & 4 \\ \hline & 5 & 6 & 5 & 5 & 2 \\ \hline 5 & 5 & 6 & 6 & 6 & 2 \\ \hline 1 & 3 & 5 & 5 & 3 & \\ \hline 3 & 5 & 2 & 4 & 4 & \\ \hline \end{array} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 1 & 4 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 2 & 0 & 2 \\ \hline 0 & 2 & 6 \\ \hline 4 & 0 & 2 \\ \hline \end{array}$$

Gambar 4.16 contoh konvolusi

Hasil pada gambar 4.15 didapat dengan menggunakan stride=1. Perhitungan pada dimensi 5x5 akan bergeser satu kekanan, jika semua yang di kanan sudah dikalikan maka akan kembali keawal namun kolom kedua. Dibawah ini akan dicontohkan 3 perhitungan untuk pergeseran awal

$$\begin{array}{l}
 (0x4) + (-1x4) + (0x3) + (-1x6) + (4x6) + (-1x5) + (0x5) + (-1x6) + (0x6) - 3 \\
 (0x4) + (-1x3) + (0x5) + (-1x6) + (4x5) + (-1x5) + (0x6) + (-1x6) + (0x6) - 0 \\
 (0x3) + (-1x5) + (0x4) + (-1x5) + (4x5) + (-1x2) + (0x6) + (-1x6) + (0x2) - 2
 \end{array}$$

4.2.3. Pengujian Model

Penelitian ini menggunakan Confussion Matrix sebagai teknik/metode dalam menguji kinerja dari model yang telah dibuat. Dalam metode Confussion Matrix ini dapat digunakan dalam mencari nilai akurasi, presisi dan recall dari model klasifikasi yang telah dibuat. Berikut penulis akan menunjukkan contoh melakukan perhitungan pada Confussion Matrix. Dalam menentukan nilai akurasi, presisi dan recall diperlukan 3 istilah yaitu TP (True Positive) yaitu kelas *megamendung* yang diprediksi dengan benar pada kolom berwarna hijau. Kemudian terdapat istilah FP (False Positive) pada kelas *megamendung* pada kolom berwarna biru dan FN (False Negatif) untuk kelas *megamendung*

ditunjukkan pada kolom berwarna kuning. Untuk nilai bisa dilihat pada tabel 4.3. namun nilai tersebut hanya menggunakan arsitektur yang tidak dimasukkan kedalam 3 arsitektur yang digunakan.

Tabel 4.3 Contoh perhitungan

Prediksi					
		Megamendung	Kawung	Parang	Sekar Jagad
Batik	Megamendung	20	0	0	2
	Kawung	1	15	0	0
	Parang	2	0	10	0
	Sekar Jagad	0	2	1	10

4.2.3.1. Akurasi

Untuk menentukan nilai akurasi model melalui tabel Confussion Matrix dibutuhkan total nilai TP yang dibagi dengan jumlah data latih. Nilai Tp adalah $(20+10+15+18) = 63$. Jumlah data latih adalah 72, maka $TP = 63/72 = 0.875$

4.2.3.2. Presisi

Rumus yang digunakan dalam menentukan nilai presisi adalah $TP / (TP + FP)$. Pada multi class diperlukan perhitungan presisi terhadap masing-masing kelas, kemudian hasil dari perhitungan tersebut dijumlahkan dan dibagi dengan jumlah kelas.

a. Megamendung

$$= 20 / (20+1+2+0) = 0.86$$

b. Kawung

$$= 15 / (0+15+0+2) = 0.88$$

c. Parang

$$= 10 / (0+0+10+1) = 0.90$$

d. Sekar Jagad

$$= 10 / (2+0+0+10) = 0.83$$

Sehingga nilai presisi nya adalah $(0.86 + 0.88 + 0.90 + 0.83 = 0.8675)$

4.2.3.3. Recall

Rumus yang digunakan dalam menentukan nilai recall adalah $TP/(TP+FN)$.

Pada penentuan recall ini dilakukan sama dengan penentuan presisi.

a. Megamendung

$$= 20 / (20+0+0+2) = 0.90$$

b. Kawung

$$= 15 / (1+15+0+0) = 0.93$$

c. Parang

$$= 10 / (2+0+10+0) = 0.83$$

d. Sekar Jagad

$$= 10 / (0+2+1+10) = 0.76$$

Sehingga nilai recall nya adalah $((0.90+0.93+0.83+0.76)/4) = 0.85$

4.3. Evaluasi Hasil Penelitian

Setelah dilakukan pengolahan data (preprocessing) dan proses pembelajaran model terhadap masing-masing skenario percobaan, diperoleh beberapa model

klasifikasi sebanyak skenario yang digunakan. Untuk hardware yang digunakan dapat dilihat pada tabel 4.4.

Tabel 4.4 Penggunaan hardware dan software

Hardware	
Laptop	HP Pavilion
Processor	AMD Ryzen5
RAM	8 GB
VGA	Nvidia GTX
Software	
Tools	Google collabs
Browser	Google chrome
Runtime	GPU
Koneksi	
Internet	Indihome 10 Mbps

4.3.1. Akurasi

Akurasi pada penelitian ini didapat berdasarkan arsitektur yang digunakan dan size pada gambar yang digunakan. Pada penelitian ini terdapat 3 arsitektur yang digunakan, Penggunaan beberapa arsitektur untuk melihat akurasi maksimal yang bisa didapat dari dataset yang dipakai dan diuji sesuai dengan skenario. Detail akurasi bisa dilihat pada tabel 4.5.

Tabel 4.5 Akurasi berdasarkan skenario

ResNet-50					
Skenario	Training_acc	Testing_acc	Presisi	Recall	Time (s)
S1	95.71%	72.85%	80.54%	78.54%	695
S2	97.40%	81.42%	90.40%	88.64%	1601

Tabel 4.6 Akurasi berdasarkan skenario (Lanjutan)

VGG-16					
Skenario	Training_acc	Testing_acc	Presisi	Recall	Time (s)
S1	70.23%	61.70%	68.10%	66.10%	702
S2	85.40	63.82%	69.60%	68.60%	1650
Mobile Net					
Skenario	Training_acc	Testing_acc	Presisi	Recall	Time (s)
S1	99.05%	97.14%	98.04%	97.03%	590
S2	98.85%	95.71%	95.90%	95.69%	1490

Pada gambar 4.16 bisa dilihat perbandingan antara skenario S1 dan S2 dengan menggunakan epoch=560. Dari grafik tersebut akurasi terendah untuk skenario S1 dan S2 adalah VGG16 sedangkan untuk akurasi tertinggi adalah MobileNet. Grafik akurasi dapat dilihat pada gambar 4.17.



Gambar 4.17 Grafik perbandingan akurasi

4.3.2. Waktu Komputasi

Pada penelitian ini waktu komputasi berdasarkan penggunaan 3 arsitektur yang digunakan dan dilakukan pencatatan terhadap waktu komputasi yang dibutuhkan dalam proses pembelajaran model.



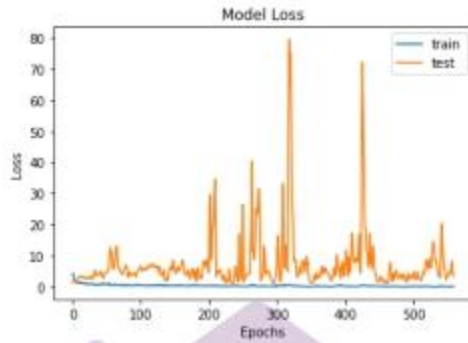
Gambar 4.18 Perbandingan waktu komputasi

Pada gambar 4.18 dapat dilihat grafik perbandingan waktu percobaan menggunakan epoch 560. Grafik diatas memperlihatkan total waktu komputasi pembelajaran data.

4.3.3. Model Loss

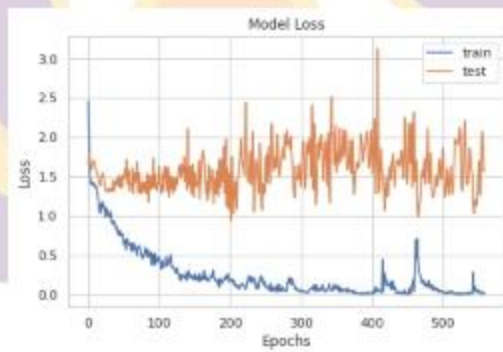
Model loss digunakan untuk melihat apakah data pada dataset bersifat loss atau tidak loss baik pada data pelatihan maupun data uji. Pada gambar 4.19 – gambar 4.21 dapat dilihat model loss yang dihasilkan pada data pelatihan dan data uji mengalami penurunan walaupun pada grafik tidak konstan naik dan turun. Namun model loss pada dataset mengalami penurunan dan model accuracy mengalami peningkatan.

Detail model loss ResNet50 S1 dapat dilihat pada gambar 4.19.



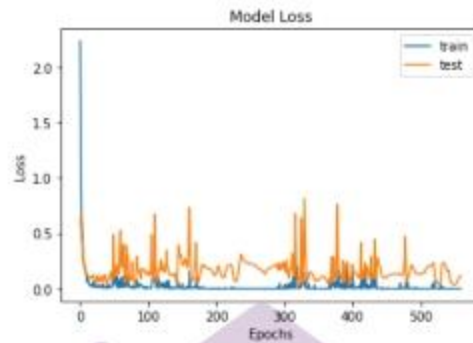
Gambar 4.19 Model loss ResNet50 S1

Detail model loss VGG16 S1 dapat dilihat pada gambar 4.20



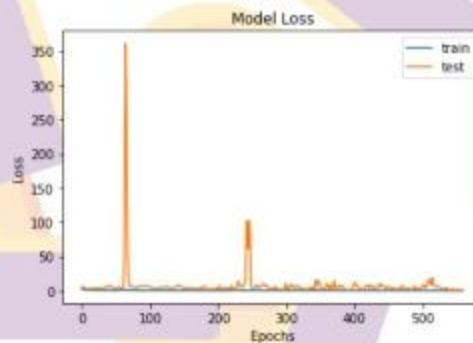
Gambar 4.20 Model loss vgg S1

Detail model loss mobilenet S1 dapat dilihat pada gambar 4.21.



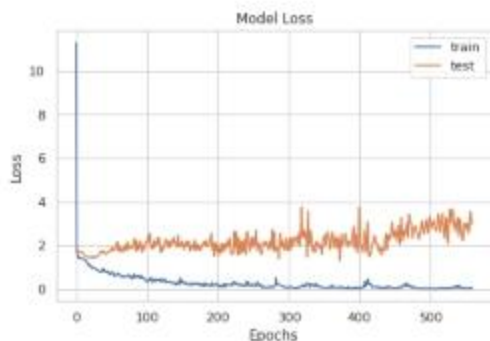
Gambar 4.21 Model loss mobilenet S1

Detail model loss ResNet50S2 dapat dilihat pada gambar 4.22.



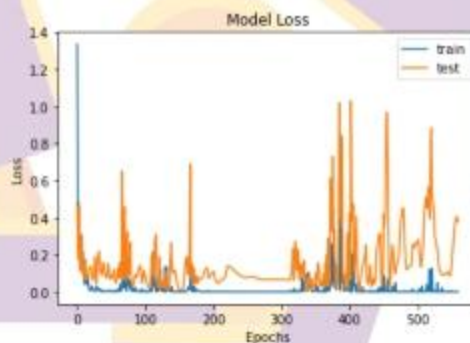
Gambar 4.22 Model loss ResNet50 S2

Detail model loss VGG16 S2 dapat dilihat pada gambar 4.23



Gambar 4.23 Model loss vgg S2

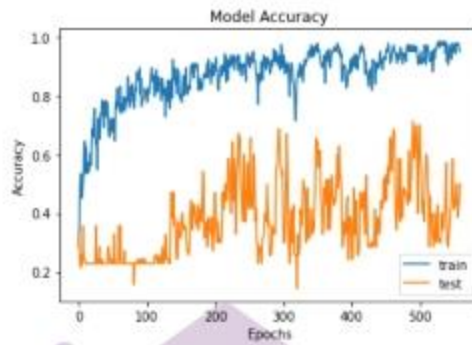
Detail model loss mobilenet S2 dapat dilihat pada gambar 4.24



Gambar 4.24 Model loss mobilenet S2

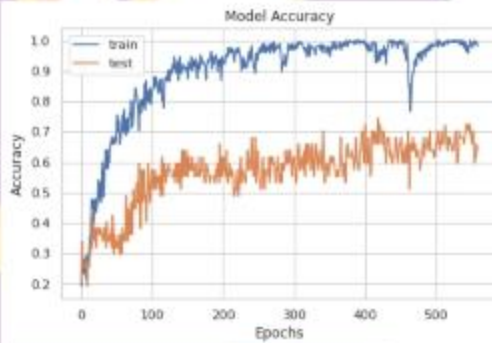
4.3.4. Model Accuracy

Model accuracy digunakan untuk melihat akurasi yang dihasilkan. 3 arsitektur akan diuji dengan menggunakan skenario yang telah ditentukan. Model accuracy ResNet50 S1 dapat dilihat pada gambar 4.25.



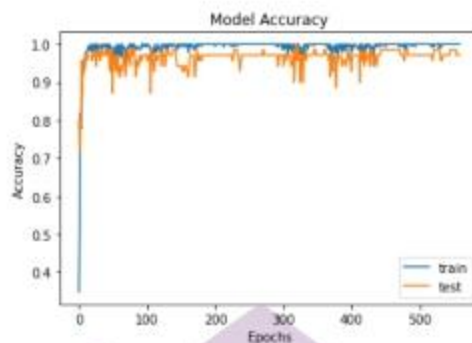
Gambar 4.25 Model accuracy ResNet50 S1

Model accuracy vgg16 s1 dapat dilihat pada gambar 4.26.



Gambar 4.26 Model accuracy vgg16 S1

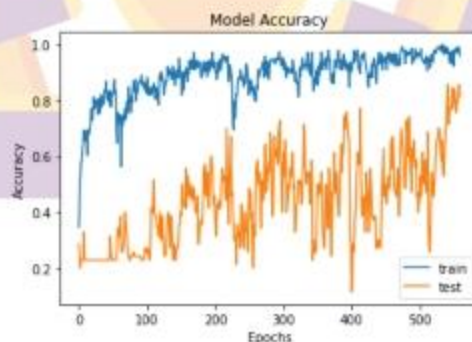
Model accuracy mobilenet S1 dapat dilihat pada gambar 4.26.



Gambar 4.27 Model accuracy mobilenet S1

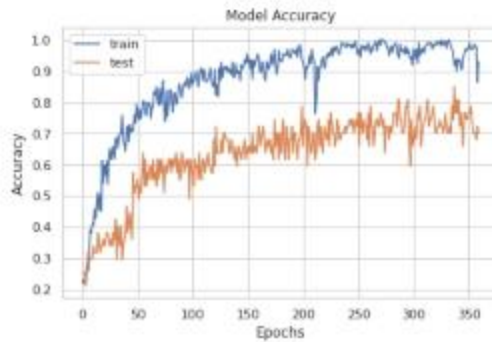
Pada gambar 4.25 - gambar 4.27 merupakan hasil akurasi yang didapat menggunakan 3 arsitektur dan skenario 1. Akurasi tertinggi yang dihasilkan yaitu 97.14% dengan 560 epochs.

Model akurasi ResNet50 S2 dapat dilihat pada gambar 4.28.



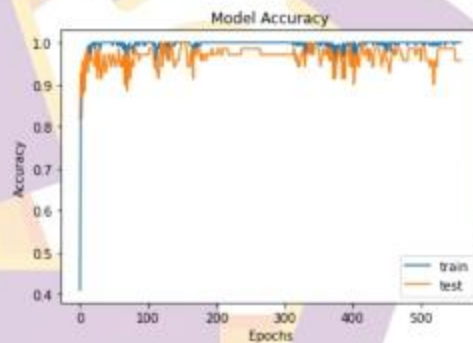
Gambar 4.28 Model accuracy ResNet50 s2

Model akurasi vgg16 S2 dapat dilihat pada gambar 4.29



Gambar 4.29 Model accuracy vgg16 S2

Model akurasi mobilenet S2 dapat dilihat pada gambar 4.30.



Gambar 4.30 Model accuracy mobilenet S2

Pada gambar 4.28 – gambar 4.30 merupakan hasil akurasi yang didapat menggunakan 3 arsitektur dan skenario 2. Akurasi tertinggi yang didapat setelah testing untuk skenario S2 yaitu 95.71% dengan arsitektur mobilenet dengan 560 epoch.

4.4. Analisa

Dalam penelitian ini Analisa dilakukan untuk melihat hasil yang telah dilakukan. Tahap pertama yaitu melakukan perbandingan akurasi dengan menggunakan berbagai arsitektur yang di masukkan kedalam 2 skenario yaitu S1 dan S2. Setelah dilakukan perbandingan dicari akurasi tertinggi. Dalam penelitian ini akurasi tertinggi sesuai dengan skenario S1 adalah 97.14% menggunakan arsitektur MobileNet sedangkan untuk skenario S2 yaitu 95.71%. Waktu eksekusi tercepat per gambar dengan menggunakan Skenario S1 adalah arsitektur MobileNet dengan waktu 590 detik sedangkan untuk skenario S2 adalah arsitektur MobileNet dengan waktu 1490 detik. Dari 3 arsitektur yang digunakan, MobileNet merupakan arsitektur terbaik dalam penelitian ini.



BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan maka dapat disimpulkan bahwa:

- a. Pada penelitian ini terdapat 3 arsitektur yang dicoba untuk mencari akurasi tertinggi dan waktu komputasi sehingga menghasilkan akurasi dan waktu yang berbeda-beda. Penelitian ini menggunakan runtime GPU di *Google collabs*.
- b. Akurasi yang dihasilkan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* tertinggi untuk skenario S1 menggunakan arsitektur mobilenet dengan akurasi 97.14%. Untuk akurasi tertinggi skenario S2 menggunakan arsitektur mobilenet dengan akurasi 95.17%. Penggunaan beberapa arsitektur dilakukan untuk mencari akurasi tertinggi yang bisa dihasilkan dengan metode *Convolutional Neural Network*. Hasil akurasi dibedakan sesuai dengan skenario yang digunakan yaitu S1 dan S2. Detail hasil akurasi dengan skenario S1 menggunakan arsitektur ResNet50=72.85%, vgg16=61.7%, dan mobilenet=97.14%. Hasil akurasi dengan skenario S2 menggunakan arsitektur ResNet50=81.42%, vgg16=63.82%, MobileNet=95.71%. Waktu komputasi tercepat untuk S1 yaitu 590 detik dan untuk S2 1490 detik.
- c. Setelah melakukan penelitian dapat disimpulkan bahwa dimensi dan arsitektur berpengaruh terhadap akurasi yang dihasilkan. Detail akurasi dapat dilihat pada point b.

5.2. Saran

Adapun beberapa saran untuk pengembangan penelitian ini yaitu:

- a. Pelatihan dan pengujian pada penelitian ini menggunakan sedikit data. Pada penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data set yang lebih banyak untuk mendapatkan hasil akurasi yang lebih maksimal.
- b. Menggunakan data set dimana gambar full batik tidak terdapat noise yang bisa mempengaruhi akurasi yang didapat.
- c. Penelitian selanjutnya sebaiknya mencoba arsitektur-arsitektur lain untuk melihat akurasi maksimal.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA JURNAL

- Abror, Z. F. (no date) 'Klasifikasi Citra Kebakaran Dan Non Kebakaran', 24(100), pp. 102–113.
- Arrofiqoh, E. N. and Harintaka, H. (2018) 'Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi', *Geomatika*, 24(2), p. 61. doi: 10.24895/jig.2018.24-2.810.
- Astuti, D. L. Z. and Samsuryadi (2018) 'Kajian Pengenalan Ekspresi Wajah menggunakan Metode PCA dan CNN', *Annual Research Seminar (ARS) Fakultas Ilmu Komputer*, 4(1), pp. 293–297.
- Deperlioglu, Ö. (2019) 'Classification of Segmented Phonocardiograms by Convolutional Neural Networks', *BRAIN. Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience*, 10(2), pp. 5–13.
- Dewa, C. K., Fadhilah, A. L. and Afiahayati, A. (2018) 'Convolutional Neural Networks for Handwritten Javanese Character Recognition', *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 12(1), p. 83. doi: 10.22146/ijccs.31144.
- Iwahori, Y. et al. (2018) 'Defect Classification of Electronic Board Using Dense SIFT and CNN', *Procedia Computer Science*. Elsevier B.V., 126, pp. 1673–1682. doi: 10.1016/j.procs.2018.08.110.
- Kasim, A. A., Wardoyo, R. and Harjoko, A. (2017) 'Batik classification with artificial neural network based on texture-shape feature of main ornament', *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, 9(6), pp. 55–65. doi: 10.5815/ijisa.2017.06.06.
- LeCun, Y. et al. (1989) 'Backpropagation applied to digit recognition', *Neural computation*, pp. 541–551.
- Lee, C., Kim, H. J. and Oh, K. W. (2016) 'Comparison of faster R-CNN models for object detection', *International Conference on Control, Automation and Systems*, 0(Iccas), pp. 107–110. doi: 10.1109/ICCAS.2016.7832305.
- Ma, F. A. and Wisesty, U. N. (2018) 'Analisis Pengaruh Metode Reduksi Dimensi Minimum Redundancy Maximum Relevance pada Klasifikasi Kanker Berdasarkan Data Microarray Menggunakan Classifier Support Vector Machine Analysis of The Influence of Minimum Redundancy Maximum Relevance as Dimensional', 5(1), pp. 1499–1506.
- Pan, H. et al. (2020) 'A New Image Recognition and Classification Method Combining Transfer Learning Algorithm and MobileNet Model for Welding Defects', *IEEE Access*, 8, pp. 119951–119960. doi:

10.1109/ACCESS.2020.3005450.

- Qassim, H., Verma, A. and Feinzimer, D. (2018) 'Compressed residual-VGG16 CNN model for big data places image recognition', *2018 IEEE 8th Annual Computing and Communication Workshop and Conference, CCWC 2018*, 2018-Janua, pp. 169–175. doi: 10.1109/CCWC.2018.8301729.
- Rizki, A. M. and Marina, N. (2019) 'Klasifikasi Kerusakan Bangunan Sekolah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Pre-Trained Model Vgg-16', *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 24(3), pp. 197–206. doi: 10.35760/tr.2019.v24i3.2396.
- Sukegawa, S. *et al.* (2020) 'Deep neural networks for dental implant system classification', *Biomolecules*, 10(7), pp. 1–13. doi: 10.3390/biom10070984.
- Syulistyo, A. R., Hormansyah, D. S. and Saputra, P. Y. (2020) 'SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) translation using Convolutional Neural Network (CNN)', *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 732(1). doi: 10.1088/1757-899X/732/1/012082.
- Wen, L., Li, X. and Gao, L. (2020) 'A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on ResNet-50', *Neural Computing and Applications*. Springer London, 32(10), pp. 6111–6124. doi: 10.1007/s00521-019-04097-w.

PUSTAKA ELEKTRONIK

Hargrave, M., 25 November 2020, Deep Learning, <https://www.investopedia.com/terms/d/deep-learning.asp> (diakses tanggal 3 oktober 2020)

Basaveswara, S.K., 27 Agustus 2019, CNN Architectures, a Deep-dive, <https://towardsdatascience.com/cnn-architectures-a-deep-dive-a99441d18049> (diakses tanggal 5 desember 2020)

LAMPIRAN

Penggunaan library pada Python.

```
from selenium import webdriver
import os
import time
import requests
import io
import PIL
from PIL import Image
import hashlib
```

Preprocessing data.

```
def make_train_data(batik_type,DIR):
    for img in tqdm(os.listdir(DIR)):
        label=assign_label(img,batik_type)
        path = os.path.join(DIR,img)
        img = cv.imread(path,cv.IMREAD_COLOR)
        img = cv.resize(img, (IMG_SIZE,IMG_SIZE))
        img = cv.rotate(img,cv.ROTATE_90_CLOCKWISE)

        X.append(np.array(img))
        Z.append(str(label))
```

Augmentasi data

```

le=LabelEncoder()
Y~le.fit_transform(Z)
Y~to_categorical(Y,6)
X~np.array(X)
X~X/255
datagen = ImageDataGenerator(
    featurewise_center=False, # set input mean to 0 over the dataset
    samplewise_center=False, # set each sample mean to 0
    featurewise_std_normalization=False, # divide inputs by std of the dataset
    samplewise_std_normalization=False, # divide each input by its std
    zca_whitening=False, # apply ZCA whitening
    rotation_range=10, # randomly rotate images in the range (degrees, 0 to 180)
    zoom_range = 0.1, # Randomly zoom image
    width_shift_range=0.2, # randomly shift images horizontally (fraction of total width)
    height_shift_range=0.2, # randomly shift images vertically (fraction of total height)
    horizontal_flip=True, # randomly flip images
    vertical_flip=False) # randomly flip images

```

Pelatihan data

```

from selenium import webdriver
import os
import time
import requests
import io
import PIL
from PIL import Image
import hashlib

def fetch_image_urls(query: str, max_links_to_fetch: int, wd: webdriver,
sleep_between_interactions: int = 1):
    def scroll_to_end(wd):

```

```

wd.execute_script("window.scrollTo(0, document.body.scrollHeight);")
time.sleep(sleep_between_interactions)

# build the google query
search_url=
"https://www.google.com/search?safe=off&site=&tbm=isch&source=hp&q={q
}&oq={q}&gs_l=img"

# load the page
wd.get(search_url.format(q=query))

image_urls = set()
image_count = 0
results_start = 0
while image_count < max_links_to_fetch:
    scroll_to_end(wd)

    # get all image thumbnail results
    thumbnail_results = wd.find_elements_by_css_selector("img.Q4LuWd")
    number_results = len(thumbnail_results)

    print(f"Found: {number_results} search results. Extracting links from
{results_start}:{number_results}")

    for img in thumbnail_results[results_start:number_results]:
        # try to click every thumbnail such that we can get the real image behind
it
        try:
            img.click()
            time.sleep(sleep_between_interactions)
        except Exception:

```



```
        continue

    # extract image urls
    actual_images = wd.find_elements_by_css_selector('img.n3VNCb')
    for actual_image in actual_images:
        if actual_image.get_attribute('src') and 'http' in
actual_image.get_attribute('src'):
            image_urls.add(actual_image.get_attribute('src'))

    image_count = len(image_urls)

    if len(image_urls) >= max_links_to_fetch:
        print(f"Found: {len(image_urls)} image links, done!")
        break
    else:
        print("Found:", len(image_urls),
            "image links, looking for more ...")
        time.sleep(30)
        return
    load_more_button = wd.find_element_by_css_selector(".mye4qd")
    if load_more_button:
        wd.execute_script("document.querySelector('.mye4qd').click();")

    results_start = len(thumbnail_results)

    return image_urls

def persist_image(folder_path: str, url: str):
    try:
        image_content = requests.get(url).content
```

```

except Exception as e:
    print(f"ERROR - Could not download {url} - {e}")

try:
    image_file = io.BytesIO(image_content)
    image = Image.open(image_file).convert('RGB')
    file_path = os.path.join(folder_path, hashlib.sha1(
        image_content).hexdigest()[:10] + '.jpg')
    with open(file_path, 'wb') as f:
        image.save(f, "JPEG", quality=85)
    print(f"SUCCESS - saved {url} - as {file_path}")
except Exception as e:
    print(f"ERROR - Could not save {url} - {e}")

def search_and_download(search_term: str, driver_path: str, number_images:
int, target_path='D:\S2\SMT 3\Thesis\DataSet'):
    target_folder = os.path.join(
        target_path, '_'.join(search_term.lower().split(' ')))

    if not os.path.exists(target_folder):
        os.makedirs(target_folder)

    with webdriver.Chrome(executable_path=driver_path) as wd:
        res = fetch_image_urls(search_term, number_images,
                               wd=wd, sleep_between_interactions=0.5)

    for elem in res:
        persist_image(target_folder, elem)

DRIVER_PATH = 'C:\driver\chromedriver.exe'
search_term = input("Masukkan kata kunci : ")

```

```
jumlah = input("Masukkan jumlah gambar : ")  
while not jumlah:  
    jumlah = input("Masukkan jumlah gambar : ")  
  
jml = int(jumlah)  
  
search_and_download(search_term=search_term,  
                    driver_path=DRIVER_PATH, number_images=jml)
```

