Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

milik

Z

Sus

Ria

Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

PENERAPAN DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI MOTIF BATIK

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
Pada Jurusan Teknik Informatika

Oleh

MAHFUZON AKHIAR 11750114717





FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM PEKANBARU

2021

(0)

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERSETUJUAN

PENERAPAN DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI MOTIF BATIK

TUGAS AKHIR

Oleh

MAHFUZON AKHIAR NIM.11750114717

Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir di Pekanbaru, pada tanggal 17 Desember 2021

Pembimbing I,

Pembimbing II,

BENNY SUKMA NE ZARA, MT

NIP. 198203132009011009

SURYA AGUSTIAN, ST, M.KOM.

NIP. 197608302011011003

Hak Cipta I

LEMBAR PENGESAHAN

PENERAPAN DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI MOTIF BATIK

Oleh

MAHFUZON AKHIAR

NIM. 11750114717

Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

Dekan,

rif Kasim Riau

DR. HARTONO, M.Pd

DEWAN PENGUJI

Ketua : Muhammad Affandes M.T

Pembimbing I : Benny Sukma Negara, MT.

Pembimbing II : Surya Agustian, ST, M.Kom.

Penguji I : Jasril, S.Si, M.Sc.

Penguji II : Fitri Insani, ST, M.Kom.

Pekanbaru, 17 Desember 2021

Mengesahkan,

Ketua Jurusan,

WAN ISKANDAR, M.T.

NIP. 198212162015031003

iii

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Lampiran Surat:

0

Nomor : Nomor 25/2021 Tanggal : 10 September 2021

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

: Mahfuzon Akhiar NIM 11750114717

Tempat/Tgl. Lahir : Pekanbaru, 21 Maret 1999 Fakultas/Pascasarjana: Fakultas Sains dan Teknologi

: Teknik Informatika

Judul Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya*:

PENERAPAN DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL

NETWORK PADA KLASIFIKASI MOTIF BATIK

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa:

- 1. Penulisan Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
- Semua kutipan pada karya tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.
- 3. Oleh karena itu Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.
- penulisan bila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam 4. Apa Disertasi/Thesis/Skripsi/(Karya Ilmiah lainnya)* saya tersebut, maka saya besedia menerima sanksi sesua peraturan perundang-undangan.

Demikianlah Surat Pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

> Pekanharu (7.) unuari 2022 ibuat pernyataan

Mahfuzon Akhiar NIM:11750114717

* pilih salah satu sasuai jenis karya tulis

asim Ria



LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir yang tidak diterbitkan ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau adalah terbuka untuk umum dengan ketentuan bahwa hak cipta pada penulis. Referensi kepustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan seizin penulis dan harus disertai dengan kebiasaan ilmiah untuk menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Perpustakaan yang meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya diharapkan untuk mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam.

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

0

На

State

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

iii

Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau

LEMBAR PERNYATAAN

× 0 Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan di dalam daftar pustaka.

Pekanbaru, November 2021

Yang membuat pernyataan,

MAHFUZON AKHIAR NIM. 11750114717

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

0

На

S Sn

N

a

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

- Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber
- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.



Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

На

Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau

LEMBAR PERSEMBAHAN

cip Alhamdulillahirabbil 'alamin Dengan mengucapkan syukur pada Allah subhanallah 🗦 wa ta'ala, telah ku selesaikan Tugas Akhir ini... Bismillahirrahmanirrahim.. S

~Kupersembahkan Tugas Akhir Ku Ini N Untuk~ Kedua Orang Tua Ku Tercinta... Kakak Ku Tercinta..., Keluarga, Kerabat dan Teman-Teman terdekat ku...

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

v



ABSTRAK

Batik merupakan salah satu warisan budaya indonesia yang telah mendapatkan pengakuan dari UNESCO pada tanggal 2 Oktober 2009. Motif batik di Indonesia memiliki motif yang beragam tergantung hal ini tergantung pada makna, daerah asal, dan corak dari motif itu sendiri. Keberagaman tersebut menyulitkan masyarakat awam untuk membedakan motif-motif yang ada. Oleh karena itu penelitian ini dilakukan untuk menghasilkan model yang dapat mengenali motif batik. Pengolahan citra menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) khususnya untuk klasifikasi citra banyak digunakan belakangan ini karena memperoleh hasil yang lebih baik jika dibandingkan dengan metode machine learning konvensional. Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 521 gambar dengan lima kelas motif batik. Dengan membandingkan dua arsitektur yaitu Efficientnet-B0 dan ResNet-18 dengan beberapa skenario pengukian, akurasi tertinggi didapatkan oleh arsitektur ResNet-18 sebesar 90% unggul 6% dibandingkan dengan arsitektur EfficientNet-b0 yang memperoleh akurasi sebesar 84%. Hal ini juga berbanding lurus dengan nilai F1-Score yang didapatkan yaitu 86,2% untuk ResNet-18 dan 82,4% untuk EfficientNet-b0.

Kata kunci: Batik, Convolutional Neural Network (CNN), Deep learning, EfficientNet, ResNet

Penguttpan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

tate

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



ABSTRACT

Batik is one of Indonesia's cultural heritages that has received recognition from UNESCO on October 2, 2009. Batik motifs in Indonesia have various motifs depending on the meaning, region of origin, and the style of the motif itself. This diversity makes it difficult for ordinary people to distinguish the existing motifs. Therefore, this research was conducted to produce a model that can recognize batik motifs. Image processing using Convolutional Neural Network (CNN), especially for image classification, is widely used recently because it obtains better results when compared to conventional machine learning methods. The data used in this study amounted to 521 images with five classes of batik motifs. By comparing the two architectures, namely Efficientnet-B0 and ResNet-18 with several test scenarios, the highest accuracy was obtained by the ResNet-18 architecture by 90%, 6% superior to the EfficientNet-b0 architecture which obtained an accuracy of 84%. This is also directly proportional to the F1-Score obtained, namely 89.8% for ResNet-18 and 82.4% for EfficientNet-b0.

Keyword: Batik, Convolutional Neural Network (CNN), Deep learning, EfficientNet, ResNet,



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

tate



0

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

KATA PENGANTAR

I Assalammu'alaikum wa rahmatullahi wa barakatuh.

Alhamdulillahi rabbil'alamin, Puji syukur kehadirat Allah subhanallah wa ta'ala yang dengan rahmat dan hidayah-Nya penulis mampu menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan judul "Penerapan Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Motif Batik". Tidak lupa shalawat serta salam penulis sampaikan kepada Nabi Muhammad shalallahu 'alaihi wasalam yang telah memberikan ilmu, kenikmatan iman, keselamatan bagi umatnya, dan memiliki rasa cinta kepada orang-orang mukmin.

Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar kesarjanaan pada jurusan Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Banyak pihak yang telah membantu penulis dalam penyusunan laporan ini, baik berupa bantuan materi maupun berupa motivasi dan dukungan kepada penulis. Penulis menilai rasa terima kasih terlihat masih kurang jika dibandingkan dengan bantuan yang penulis terima, namun pada kesempatan ini penulis hanya dapat mengucapkan terima kasih kepada:

- 1. Bapak Prof. Dr. Hairunnas Najib, M.Ag selaku Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
- 2. Bapak Dr. Hartono, M.Pd. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
- 3. Bapak Iwan Iskandar, M.T. selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
- 4. Bapak Reski Mai Candra, S.T., M.Sc. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan nasehat selama perkuliahan.
- Islamic University of S Bapak Benny Sukma Negara, MT. selaku Dosen Pembimbing I Tugas Akhir ultan Syarif Kasim Riau yang selalu meluangkan waktu, memberikan ilmu, nasehat, saran, serta sabar membimbing penulis hingga tugas akhir ini selesai.

tate

ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis

milik \subseteq

S

8

tate

yarif Kasim Riau

- 0 I 0 × C 0
- 6. Bapak Surya Agustian, ST, M.Kom. selaku Dosen Pembimbing II Tugas Akhir yang selalu meluangkan waktu, memberikan ilmu, nasehat, saran, serta sabar membimbing penulis hingga tugas akhir ini selesai.
 - Bapak Jasril, S.Si, M.Sc. selaku Dosen Penguji I yang telah banyak memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan tugas akhir ini.
- Ibu Fitri Insani, ST, M.Kom. selaku Dosen Penguji II yang telah banyak Z memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan S tugas akhir ini.
- Seluruh Dosen Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang banyak memberikan ilmu, dan arahan selama perkuliahan. 70 Semoga ilmu yang bapak dan ibu berikan bermanfaat bagi penulis dan seluruh mahasiswa, Aamiin.
 - 10. Khususnya untuk kedua orang tua Ayahanda Mufti Alfusari, dan Ibunda Rismawati, yang telah memberikan doa yang tulus, dukungan, semangat, kasih sayang, mendidik, dan seluruh kebaikan yang selalu diberikan sehingga telah sampai pada tahap ini. Semoga selalu sehat, dan semoga Allah SWT melimpahkan semua kebaikan Ayahanda, dan Ibunda kelak didunia maupun di akhirat kelak, Aamiin.
- 11. Khususnya untuk Kakak tercinta Suryani Mufti yang selalu memberikan semangat, dan dukungan agar penulis bisa menyelesaikan Tugas Akhir ini Islamic University of Sultan dengan cepat, semoga semua keinginan yang diharapkan tercapai.
 - 12. Untuk sepupu Tista Rina dan Hendra Wijaya yang menemani hari-hari penulis dalam perkuliahan semoga setiap impian yang diinginkan lekas tercapai, dan menjadi pilihan terbaik, Aamiin.
 - 13. Keluarga besar Kalera Madu Official, yaitu Muhammad Idon, Muhammad Rapis, Gilang Pratama, Dicky Pratama, Yogi Nelvis, Rahmad Fernanda, dan Muhammad Iqbal, yang menjadikan hari-hari penulis bermakna dan berkesan selama penulis menetap di Sungai Penuh.
 - 14. Sahabat terbaik penulis di masa perkuliahan yaitu Muhammad Khairunnas yang telah membantu penulis baik dalam hal akademik maupun hal lain semoga semua yang diharapkan dapat tercapai.

ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



© Hak cipta milik UIN S

 \subseteq

Ria

Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis

- 15. Teman-teman dekat penulis, Muhammad Hafish Anshori, Muhammad Abdillah, Muhammad Alwi Basyir, Redho Hidayatullah, Wahyu Nofiansyah, Mahdan Ragil, Muhammad Nur Anshari, yang senantiasa menemani disuka ataupun duka dari semester awal hingga semester akhir
- 16. Teman-teman TA Deep Learning, Alfandi Firnando, Ihda Syurfi, dan Kasuma Indra Suryawan yang telah menemani suka dan duka, menghiburku, mengisi waktuku, bertukar pikiran, mendukung, dan membantu selama masa kuliah hingga tugas akhir ini selesai. semoga kita semua bisa mencapai impian terbesar kita, semoga silaturahmi kita tetap terjalin, Aamiin.
- 17. Teman dekat penulis Hayatul Husnah Yaswir yang menjadi penyemangat penulis selama perkuliahan dari awal hingga akhir.
- 18. Seluruh teman-teman TIF E 2017 dan angkatan TIF 2017 yang selalu menemani, memberi semangat, dan membantuku selama perkuliahan. Semoga kita semua sukses, semoga silaturahmi kita tetap terjalin, Aamiin.
- 19. Seluruh teman-teman ku yang selalu menemani ku selama masa-masa sekolah, serta mendukung ku, semoga silaturahmi kita selalu terjalin. Sukses dan semangat untuk kita semua, Aamiin.
- 20. Seluruh pihak yang belum penulis cantumkan, terima kasih atas dukungan baik material maupun spiritual.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan laporan ini masih terdapat banyak kesalahan dan kekurangan, oleh karena itu kritik, dan saran yang sifatnya membangun sangat penulis harapkan untuk kesempurnaan laporan ini. Akhir kata penulis berharap semoga laporan ini dapat memberikan sesuatu yang bermanfaat bagi siapa saja yang membacanya. Amin.

Wassalamu'alaikum wa rahmatullahi wa barakatuh

Pekanbaru, November 2021

Penulis

Hak cipta milik UIN Suska

Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

0

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

DAFTAR ISI

LEMB	AR PERSETUJUANi
LEMB.	AR PENGESAHANii
LEMB.	AR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUALiii
LEMB	AR PERNYATAANiv
LEMB.	AR PERSEMBAHANv
ABSTF	RAK vi
	ACTvii
KATA	PENGANTARviii
	AR ISIxi
DAFT	AR GAMBARxv
DAFT	AR TABEL xvii
	AR RUMUSxviii
BAB I	PENDAHULUANI-1
1.1	Latar BelakangI-1
1.2	Rumusan Masalah
1.3	Tujuan Penelitian I-3
1.4	Batasan MasalahI-3
1.5	Sistematika Penulisan I-4
BAB II	LANDASAN TEORI II-1
2.1	Batik II-1
2.2	Machine Learning
2.2	2.1. Metode Machine Learning II-5
2.3	Deep Learning II-6
2.4	ANN (Artificial Neural Network) II-7

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2.4.1.	Arsitektur Utama Artificial Neural Network	II-7
2.4.2.	Feedforward	II-8
2.4.3.	Backpropagation	II-9
2.5 Co	nvolutional Neural Network	II-10
2.5.1.	Convolutional Layer	II-11
2.5.2.	Pooling Layer	II-12
2.5.3.	Activation Function	
2.5.4.	Batch Normalization	II-16
2.5.5.	Dropout Regularization	II-17
2.5.6.	Flatten	II-17
2.5.7.	Fully Connected Layer	II-18
2.6 Op	timization	II-19
2.6.1.	Gradient Descent	
2.6.2.	Adam	
2.6.3.	AdamW	II-20
2.7 Fin	ne-Tuning	II-20
2.8 CN	NN Architecture	II-20
2.8.1.	Residual Network (ResNet)	II-21
2.8.2.	EfficientNet	II-23
2.9 Co	nfusion Matrix	II-27
2.9.1.	Accuracy	II-28
2.9.2.	Precision	II-28
2.9.3.	Recall	II-28
2.9.4.	F1 Score	II-29
2.10 I	Penelitian Terkait	II-29
BAB III M	ETODOLOGI PENELITIAN	III-1

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

3.1	Pengumpulan Data	III-1
3.2	Data Augmentation	III-1
3.3	Perancangan Model	III-2
3.3	3.1. EfficientNet-B0	III-2
3.3	3.2. ResNet-18	III-4
3.4	Evaluasi dan Analisis	III-6
3.5	Kesimpulan	III-7
BAB IV	V ANALISA DAN PERANCANGAN	IV-1
4.1	Analisa Data	IV-1
4.1	1.1. Analisa Kebutuhan Data	IV-1
4.1	1.2. Data Original	IV-1
4.1	1.3. Augmentasi	IV-2
4.2	Analisa Kebutuhan Library Python	IV-2
4.3	Analisa Hyper-Parameter	IV-3
4.4	Analisa Klasifikasi EfficientNet-B0	IV-4
4.5	Analisa Klasifikasi ResNet-18	IV-7
4.6	Perancangan	IV-10
4.6	5.1. Pseudocode Data Augmentation	IV-10
4.6	5.2. Pseudocode Membangun Arsitektur	IV-10
4.6	5.3. Pseudocode Loop Function	IV-11
4.6	5.4. Pseudocode Training Data	IV-12
4.7	Skenario Pengujian	IV-13
BAB V	IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN	V-1
5.1	Implementasi	V-1
5.1	1.1. Batasan Implementasi	V-1
5 1	1.2 Lingkungan Implementasi	V-1

0 Hak cipta milik **UIN** Suska Riau

1.	Пак
 Dilarang mengu 	Cibra
mengutip	Tak Cipia Dililidungi Ondang-Ondang
nengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa r	o-Gupour
atau	Gueni
seluruh	
karya	
tulis	
⊒:	
tanpa	
-	

. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. mencantumkan dan menyebutkan sumber:

5.1.3. Implementasi Arsitektur <i>EfficientNet-B0</i>	dan <i>ResNet-18</i> V-2
5.2 Pengujian	V-8
5.3 Hasil Dan Pembahasan	V-10
BAB VI PENUTUP	VI-1
6.1 Kesimpulan	VI-1
6.2 Saran	VI-1
DAFTAR PUSTAKA	xix
LAMPIRAN	xxiii
A. Batik Betawi	xxiii
B. Batik Cendrawasih	xxiii
C. Batik Megamendung	xxiv
D. Batik Parang	xxiv
E. Batik Kawung	XXV
DAETAD DIWAYAT HIDID	VVV.



DAFTAR GAMBAR

0	
0	
I	
9	
~	
0	
0	
_	
a	
3	
=:	
Z	
S	
Sn	
~	
0	
R	
8	
St	
Sta	
tat	
tate Is	
tate Isla	
tate Islam	
tate Islami	
tate Islamic L	
tate Islamic Ur	
tate Islamic U	
tate Islamic Uni	
tate Islamic Univer	
tate Islamic Universi	
tate Islamic Univers	
tate Islamic University o	
tate Islamic University o	
tate Islamic University of S	
tate Islamic University of S	
tate Islamic University of Sult	
tate Islamic University of S	
tate Islamic University of Sulta	
tate Islamic University of Sultan Sy	
tate Islamic University of Sultan Sy	
tate Islamic University of Sultan Syari	
tate Islamic University of Sultan Syarif	
tate Islamic University of Sultan Syarif K	
tate Islamic University of Sultan Syarif Kas	
tate Islamic University of Sultan Syarif Kasi	
tate Islamic University of Sultan Syarif Kasim	
tate Islamic University of Sultan Syarif Kasim R	
tate Islamic University of Sultan Syarif Kasim F	

	-
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh k	Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
seluruh ka	9
arya	
tulis	
ini tanpa	
mencantumkan	
dan	
uh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:	

ban hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penu	engutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
h	gu
an	F
ya	Se
\sqsubseteq	gde
T T	agi
X	an
é	at
ĕ	au
哥	Se
ge	E
5	로
pe	_
nd	an
<u>d</u>	9
â	
	S
)ei	⊒.
<u>lel</u>	tar
픖	ğ
Ĭ,	U E
b	1er
JUE	3
E S	ant
an	Jun
줐	Ke
Ž.	5
<u>a</u>	da
₫.	n n
ah	nei
0	×
en	ble
Y	긎
ns	an
na	SL
	3
gpc	bei
ora	
Ę,	
pe	
Inn	
S	
an	
5	
H	
at	
ne	
=	
tinja	
S	

Gambar II-1 Batik Parang	II-2
Gambar II-2 Batik Cendrawasih	II-3
Gambar II-3 Batik Mega Mendung	II-3
Gambar II-4 Batik Kawung	II-4
Gambar II-5 Batik Betawi	II-4
Gambar II-6 Machine Learning vs Deep Learning	II-6
Gambar II-7 Arsitektur Utama Artificial Neural Network	II-8
Gambar II-8 Alur Feedforward Pada ANN	II-9
Gambar II-9 Proses Backpropagation	II-10
Gambar II-10 Proses dibalik Covolutional Neural Network	II-11
Gambar II-11 Contoh Proses Konvolusi	II-12
Gambar II-12 Max Pooling	II-13
Gambar II-13 Average Pooling	
Gambar II-14 Sigmoid Activation Function	II-14
Gambar II-15 Tanh Activation Function	
Gambar II-16 Softmax Activation Function	II-15
Gambar II-17 ReLu Activation Function	II-16
Gambar II-18 Jaringan sebelum dan Sesudah di Dropout	II-17
Gambar II-19 Flatten	
Gambar II-20 Fully Connected Layer	II-18
Gambar II-21 Arsitektur ResNet-18	II-21
Gambar II-22 EfficientNet-B0	
Gambar II-23 Tingkat Akurasi Arsitektur ImageNet Top-1	II-26
Gambar II-24 Perbandingan Arsitektur ImageNet	II-27
Gambar II-25 Confusion Matrix	II-27
Gambar II-25 Confusion Matrix	III-1
Gambar IV-1 Contoh Motif Batik	
Gambar IV-2 Hasil Augmentasi Gambar	IV-2
Gambar IV-3 Proses Klasifikasi EfficientNet-B0	IV-5
Gambar IV-4 Proses Klasifikasi ResNet-18	IV-8
Gambar V-1 Install Additional Package	V-2



0 Hak cipta milik UIN Suska Riau

	N.
ilaran	Cipta
g mengutip	Dilindungi l
ip sebagian	Jndang-Ur
atau	ıdang
atau seluruh	_

9	
ı. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, p	Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumka
9	a.
g	Š
H	9
9	걸
<u>a</u>	en
=	g
ล	=
⋾	0
a	S
	9
7	a
=	g:
2	ILE ILE
0	8
DE.	a
ň	
=	Se
g	=
an	=
_	5
ĕ	ᄌ
2	卑
<u>=</u>	S
	=
ar	≦.
-	S
Э	⊒.
Ď	=
₽.	an I
=	D
E	a
~	걸
ĕ	n.
\equiv	S
=	UE
SS	E
5	3
~	2
UE	UE
Va	0
=:	nkan dan meny
3	7
a	He.
Ĵ,	'n
~	4

)	b.	a.	D
	Pen	Pen	arar
	guti	guti	u Bl
	par	par	nen
	1 tid	ı ha	guti
	ak r	nya	p se
	ner	uni	eba
	J gik	i.	gian
	an k	ере	ata
	ере	ntir	S n
	ntin	ıgar	elure
	ıgar) pe	hk
	yaı	ndic	arya
	v gu	lika	a tul
	vaja), p	is in
	r	enel	itar
	b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.	a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan la	Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumb
	JSK	, pe	men
	Ri	nuli	ican
	JU.	san	tum
		kan	kan
		/a il	dar
		mial	me
		1, pe	nye
•		enyu	buth
		unsi	(an
		an I	mns
		apo	ber:
		ran,	
		per	
		ulis	
		an k	
)		ritik	
1		ata	
		u tir	
		lisan kritik atau tinjauan suatu mas:	
		an s	
		uatu	
		3m r	
		asal	
		ah.	

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Gambar V-2 Import Common Package	V-3
Gambar V-3 Data Preparation	V-3
Gambar V-4 Data Augmentation	V-4
Gambar V-5 Dataset dan Dataloader	V-4
Gambar V-6 Perancangan Arsitektur EfficientNet-B0	V-5
Gambar V-7 Perancangan Arsitektur ResNet-18	V-6
Gambar V-8 Instansiasi Class Model	V-6
Gambar V-9 Loop Function	V-7
Gambar V-10 Training	V-8
Gambar V-11 Fine Tuning	V-8
Gambar V-12 Grafik ResNet-18 Pada Fase Adaptation	V-11
Gambar V-13 Grafik EfficientNet-B0 Pada Fase Adaptation	V-12
Gambar V-14 Grafik ResNet-18 Pada Fase Fine Tuning	V-13
Gambar V-15 Grafik EfficientNet-B0 Pada Fase Fine Tuning	V-14
Gambar V-16 Confusion Matrix ResNet-18	V-14
Gambar V-17 Confusion Matrix EfficientNet-B0	V-15

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber: . Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

DAFTAR TABEL

Tabel II-1 Literatur Review	II-29
Tabel IV-1 Jumlah Data	IV-1
Tabel IV-2 Kebutuhan Library Python	IV-2
Tabel IV-3 Analisa Hyper-Parameter	IV-4
Tabel IV-4 Skenario Pengujian	IV-13
Tabel V-1 Pengujian ResNet-18 Pada Fase Adaptation	V-10
Tabel V-2 Pengujian EfficientNet-B0 Pada Fase Adaptation	V-11
Tabel V-3 Pengujian ResNet-18 Pada Fase Fine Tuning	V-12
Tabel V-4 Pengujian EfficientNet-B0 Pada Fase Fine Tuning	V-13



UIN Suska Riau

	\rightarrow	I
)		ak
	3	C
	Ira	bt
2	3ŭ	a
	n	$\stackrel{\square}{=}$
)	Je.	Σ
5	gn	II
)	H	βſ
	0	_
)	se	nc
	ba	ar
	gi.	-Bi
-	n	Ċ
	at	br
	au	Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
-	S	<u>u</u>
2	9	
5	2	
5	7	
5	â	
-	SY.	
-	t	
5	===	
5	Ξ.	
5	=	
-	an	
-	pa	
5	3	
5	ier.	
	S	
-	tur	
1	un.	
-	R	
- Departing bearing matrix bearing the property of the propert	1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan	

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. dan menyebutkan sumber:

DAFTAR RUMUS

Rumus II-1 Convolutional Layer	II-11
Rumus II-2 Persamaan Sigmoid Activation function	II-14
Rumus II-3 Persamaan Tanh Activation Function	II-14
Rumus II-4 Persamaan softmax activation function	II-15
Rumus II-5 Persamaan ReLu Activation Function	II-1 <i>6</i>
Rumus II-6 Akurasi	II-28
Rumus II-7 Precision	II-28
Rumus II-8 Recall	II-29
Rumus II-9 F1 Score	
Rumus III-10 Akurasi	III-7



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Dilarang

0

I

9 ~ 1

Sim

Riau

BAB I

PENDAHULUAN

Latar Belakang

a Batik merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang telah mendapatkan pengakuan dari UNESCO pada tanggal 2 oktober 2009. Batik adalah bahan kain yang digambar khusus dengan cara mengoleskan lilin ke kain yang kemudian diproses dengan cara tertentu sehingga menghasilkan motif tertentu (Rasyidi & Bariyah, 2020). Saat ini ada ratusan motif batik yang ada di Indonesia yang memiliki nama dan makna tersendiri hal itu didasarkan pada lokasi dari batik itu berasal. Motif pada batik didasarkan pada bentuk dan pola lukisan yang tergambar (Mawan, 2020).

Banyaknya motif batik di Indonesia berpotensi meningkatkan sektor pariwisata. Banyak wisatawan dalam negeri maupun asing tertarik dengan batik. Namun dengan beragamnya motif batik di Indonesia menyulitkan masyarakat untuk mengenali motif batik yang diinginkan. Dengan mengetahui motif batik, masyarakat dapat dengan mudah mencarinya di toko online dan mesin pencari beserta daerah asal dari motif batik tersebut (Rasyidi & Bariyah, 2020).

Perkembangan artificial intelligence terutama deep learning telah mengungguli berbagai macam metode di berbagai bidang salah satunya adalah klasifikasi objek (Gultom et al., 2018). Salah satu model deep learning yang saat ini merupakan model yang canggih untuk klasifikasi gambar adalah convolutional neural network (CNN). Hal itu dapat dibuktikan oleh Alex Krizhevsky yang berhasil memenangkan kompetisi ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) dengan algoritma CNN-nya. Hal ini dapat membuktikan bahwa metode deep learning dengan CNN telah terbukti berhasil mengalahkan metode machine learning lainnya seperti SVM (Support Vector Machine) dalam hal klasifikasi objek pada gambar (Refianti et al., 2019).

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan oleh (Gultom et al., 2018) S mengenai klasifikasi batik menggunakan CNN dan transfer learning. Pada penelitian ini dilakukan perbandingan akurasi arsitektur VGG-16 sebagai feature

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Kasim Riau



Dilarang

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

extractor dengan algoritma deteksi fitur yaitu speeded-up robust features (SURF) dan scale invariant feature transform (SIFT). Hasil yang didapatkan adalah VGG-16 sedikit mengungguli akurasi dari algoritma SUFT dan Surf yaitu sebesar 88%. Dan penelitian lainnya yang dilakukan oleh oleh (Tumewu et al., 2020), yang melakukan klasifikasi motif batik menggunakan convolutional neural network serta dilakukan data augmentation pada dataset batik dengan lima kelas. Hasil yang didapatkan adalah sebesar 80.66% untuk ResNet-18, dan 78.47% pada resnet-50.

Jaringan Residual adalah salah satu arsitektur paling populer di bidang pengenalan gambar. Arsitektur ini menarik banyak perhatian pada tahun 2015 ketika menjadi model teratas dalam kompetisi ILSVRC, tidak hanya untuk klasifikasi tetapi juga untuk deteksi objek dan segmentasi semantik. Arsitektur CNN yang memiliki kedalaman yang tinggi merupakan salah satu hal penting dalam membangun model CNN yang berkinerja baik, namun model CNN dengan kedalaman yang tinggi juga memiliki masalah yaitu kebocoran gradien (Vanishing Gradient), di sini adalah kondisi di mana gradien yang dihasilkan yang dipelajari oleh model tidak dapat mencapai lapisan yang pertama. lapisan karena dikalikan berkali-kali sehingga lapisan pertama tidak mendapatkan gradien apa pun, atau singkatnya membuat CNN belajar dari nilai kesalahan yang dihitung. Oleh karena itu, penelitian dilakukan oleh (He et al., 2016) untuk mengatasi masalah ini.

Para peneliti di bidang *computer vision* terus berinovasi untuk menemukan metode terbaik dalam pengenalan gambar. Penelitian yang dilakukan oleh (Tan & Le, 2019) terhadap dataset yang disediakan oleh *ImageNet*. Pada penelitian tersebut menghasilkan sebuah keluarga arsitektur yang baru yaitu yang disebut *EfficientNet*. Arsitektur *EfficientNet* secara signifikan mengungguli arsitektur lainnya dengan *EfficientNet-B7* yang mencapai top-1 *accuracy* yaitu 84,3%.

EfficientNet-B0 merupakan arsitektur paling dasar di antara keluarga EfficientNet yang memiliki jumlah parameter paling sedikit yaitu sebesar 5.3 juta parameter bahkan EfficientNet-B0 dua kali lebih kecil jumlah parameternya dibandingkan ResNet-18 dengan 11 juta parameter yang juga merupakan arsitektur paling dasar di keluarga resnet (Tan & Le, 2019).

ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

ic University of Sultan

III

Riau



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

sebagian atau seluruh karya tulis

Penelitian yang dilakukan oleh (Fang et al., 2021) self-supervised learning untuk model yang kecil yang menggunakan metode transfer pengetahuan dari model yang lebih besar. Pada penelitian itu menyebutkan bahwa arsitektur EfficientNet-b0 mengungguli ResNet-18 dari segi top-1 accuracy pada data imagenet cifar-10, cifar-100, sun-397. Penelitian yang dilakukan oleh (Yang et al., 2021) yang melakukan penelitian untuk klasifikasi covid-19. Pada penelitian tersebut EfficientNet-b0 berhasil mengungguli ResNet-18 di semua skenario pengujian. Akurasi tertinggi yang diperoleh oleh EfficentNet-b0 adalah 97% lebih unggul dibandingkan ResNet-18 yang memperoleh akurasi tertinggi sebesar 91%.

Berdasarkan uraian diatas maka penelitian tugas akhir ini adalah akan melakukan perbandingan antara arsitektur *EfficientNet-B0* dan *ResNet-18* dalam segi akurasi, untuk klasifikasi motif batik dikarenakan keduanya merupakan arsitektur paling dasar di keluarganya masing-masing.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang diperoleh berdasarkan konteks di atas adalah bagaimana menerapkan metode *convolutional neural network* (CNN) untuk membandingkan arsitektur *EfficientNet-B0* dengan *ResNet18* dalam hal akurasi, dalam mengklasifikasikan motif batik.

13 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disebutkan sebelumnya. Tujuan penelitian ini adalah:

- Menerapkan deep learning dengan Convolutional Neural Network
 (CNN), untuk klasifikasi motif batik menggunakan arsitektur
 EfficientNet-B0 dan ResNet-18
- 2. Membandingkan tingkat akurasi dari arsitektur *EfficientNet-B0* dan *ResNet-18*.

Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, batasan masalah ditetapkan agar cakupan tidak meluas atau melenceng dari yang dimaksudkan. Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

I-3



Dilarang

0

I

8 ×

cip

1.5

S

S ka

N

8

S tate

- 1. Dataset yang digunakan adalah *public dataset* sebanyak 521 gambar dengan 5 kelas (jenis motif batik).
- 2. Arsitektur yang akan diuji adalah EfficientNet-B0 dan ResNet-18 dari segi akurasi.

Sistematika Penulisan

Penulisan laporan tugas akhir ini tersaji dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

Bab I Pendahuluan

Bagian ini memuat gambaran umum tugas akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan sistematika penulisan.

Bab II Landasan Teori

Berisi penjelasan tentang teori-teori yang mendukung penerapan metode. Teori-teori ini termasuk pembelajaran mesin, jaringan saraf, pembelajaran mendalam, convolutional neural network (CNN), arsitektur CNN, confusion matriks, batik dan studi terkait.

Bab III Metodologi Penelitian

Berisi pembahasan tentang proses yang dilakukan dalam penelitian ini. Proses tersebut meliputi pengumpulan data, deep learning, evaluasi dan analisis, kemudian diakhiri dengan penarikan kesimpulan.

Bab IV Analisa dan Perancangan

Bab ini berisi tentang analisis dan perancangan penerapan metodologi CNN yang akan digunakan sebagai dasar untuk tahap implementasi selanjutnya.

Bab V Implementasi dan Pengujian

Bab ini membahas penerapan metode CNN pada data. Bab ini juga mencakup pengujian dan pengukuran implementasi yang dibangun di atas arsitektur ResNet-18 dan EfficientNet-B0.

Bab VI Penutup

Bab ini memuat kesimpulan dan saran dari hasil studi tugas akhir yang telah dilakukan.

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

I-4

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

BAB II

LANDASAN TEORI

24 Batik

0

I

ak

0

Batik berasal dari Bahasa Jawa yaitu dari kata "amba", dan kata "nitik" yang berarti mencoret berkali-kali diatas kanvas besar (Rasyidi & Bariyah, 2020). Pada tanggal 2 Oktober 2009 batik diakui oleh UNESCO sebagai karya agung warisan budaya lisan dan tak benda kepada Indonesia sebagai bangsa yang berbudaya, masyarakat Indonesia berkewajiban menjaga kelestarian budaya batik ini, sebagaimana menjaga kebudayaan lainnya.

Batik terlepas dari kehidupan masyarakat Indonesia, sejak masih didalam kandungan, lahir, remaja, dewasa, menikah, berumah tangga, sampai meninggal dunia batik selalu menyertai dalam ritual-ritual penting di kehidupan sosial. Pentingnya peranan batik dapat kita lihat dari penggunaannya pada acara-acara adat dan tradisional di kehidupan masyarakat Indonesia.

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi terhadap seni batik membawa perubahan besar pada perkembangan batik di Indonesia. Perubahan pola pikir masyarakat terhadap produksi batik memberikan inovasi terhadap proses pembuatan batik. Pada zaman dahulu batik hanya dibuat dengan menggunakan tangan dan alat tradisional, yaitu dengan cara ditulis dan dicap dan dicelup. Tentunya hal ini akan memakan waktu yang lama. Seiring berkembangnya zaman munculah proses pembuatan batik yang menggunakan mesin cetak sehingga yang dihasilkan bukanlah kain batik, melainkan sebuah tekstil bermotif batik (Batik et al., 2013).

Berdasarkan motif dan coraknya terdapat beberapa motif batik yang sangat terkenal di Indonesia bahkan menjadi ikon dari daerah asalnya diantaranya adalah parang, kawung, megamendung, cendrawasih, betawi, lereng, sekar, nitik, dan masih banyak lagi yang lainnya. Pada penelitian ini motif yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Batik Parang

1. Dauk Faran

arif

Kasim Riau

II-1

© Hak cipta milik UIN Suska R

a

State

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber Batik parang adalah salah satu desain batik tertua di Indonesia. Batik parang berasal dari kata pereng yang berarti tanjakan. Perengan mewakili diagonal turun dari atas ke bawah. Susunan pola S yang terjalin mulus melambangkan kontinuitas. Bentuk dasar huruf S diambil dari gelombang lautan, melambangkan roh yang tidak pernah mati. Batik ini merupakan batik asli Indonesia yang sudah ada sejak zaman Keraton Mataram Kartasura (Solo).



Gambar II-1 Batik Parang

(Sumber: https://www.kumparan.com)

2. Batik Cendrawasih

Batik cendrawasih memiliki corak yang sangat kental dengan warna natural dan menggunakan warna-warna cerah seperti hijau, kuning, merah dan kuning. Sosok burung cendrawasih dengan bulu dan ekor yang indah memberikan nutrisi simbolis, yaitu kesan elegan, pesolek dan pesona. Motif ini juga menggambarkan kekayaan fauna di Papua.

I

akc

0

milk

Sus

Ria

State

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

lel Cinto Dilinduna i Hadena Had

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Gambar II-2 Batik Cendrawasih

(Sumber: https://www.beritapapua.id)

3. Batik Mega Mendung

Batik Mega Mendung adalah sebuah karya seni batik dan bahkan telah menjadi ikon batik di Cirebon dan daerah lain di Indonesia. Motif batik ini memiliki keunikan yang tidak dimiliki oleh daerah penghasil batik lainnya. Bahkan, karena hanya ada di Cirebon dan merupakan mahakarya, Kementerian Kebudayaan dan Pariwisata akan mendaftarkan motif awan raksasa itu ke UNESCO untuk diakui sebagai salah satu situs warisan dunia.



Gambar II-3 Batik Mega Mendung

(Sumber: https://www.liputan6.com)

4. Batik Kawung

Batik kawung adalah pola batik yang berbentuk bulatan menyerupai kawung (sejenis kelapa atau kadang juga aren atau kolang-kaling) yang tersusun rapi secara geometris. Terkadang motif ini juga dipahami sebagai gambar bunga teratai atau teratai empat kelopak

0

I

8 ~ C

0

milk

Z S Sn

N

9

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

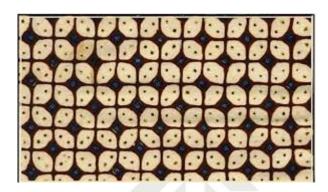
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

yang sedang mekar. Teratai adalah bunga yang melambangkan keabadian dan kemurnian.



Gambar II-4 Batik Kawung

(Sumber: https://www.dekoruma.com)

5. Batik Betawi

Batik Betawi adalah salah satu motif batik yang paling populer di Indonesia. Batik Betawi memiliki makna yang dalam dalam kehidupan masyarakat Betawi. Batik ini adalah keseimbangan alam semesta dan mencapai kehidupan kemakmuran dan keberuntungan. Batik ini juga merupakan upaya masyarakat Betawi untuk menjunjung tinggi nilai-nilai budaya nenek moyang yang telah berusia berabad-abad.



Gambar II-5 Batik Betawi

(Sumber: https://www.belajarcerita.com)

ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis

2.2 **Machine Learning**

I Machine learning merupakan salah satu bagian kecil dari bidang kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang mempelajari bagaimana cara membuat suatu sistem, membaca data, dan membuat algoritma-algoritma yang memungkinkan sistem tersebut melakukan tugas-tugasnya secara otomatis. Machine learning merupakan sebuah algoritma yang digunakan untuk mencari pola atau aturan dari data-data historis yang memungkinkan suatu mesin dapat belajar layaknya manusia. Proses belajar tersebut menggunakan data yang disebut training dataset, dari proses training tersebut mesin akan menghasilkan sebuah model yang kemudian akan digunakan untuk memecahkan berbagai masalah (Sindar & Sitorus, 2020).

2.2.1. Metode Machine Learning

Metode algoritma machine learning:

1. Supervised Learning

Supervised learning proses pembelajaran machine learning yang memanfaatkan label sebagai target berdasarkan dataset yang tersedia. Tugas yang biasa dilakukan adalah proses klasifikasi dan regresi. Seperti prediksi harga saham, dan klasifikasi kredit macet pada bank.

2. Unsupervised Learning

Unsupervised learning merupakan proses pembelajaran yang tidak memanfaatkan label sebagai target. Tugas yang biasanya menggunakan unsupervised learning adalah clustering contohnya adalah clustering nilai ujian mahasiswa. Berdasarkan hasil clustering kita dapat memberi label apakah nilai yang didapat baik cukup baik, atau kurang baik.

3. Reinforcement Learning

Reinforcement Learning merupakan sistem pembelajaran yang dapat mengamati lingkungan, memilih dan melakukan tindakan dengan mendapatkan reward sebagai balasannya atau punishment berupa negatif. Ia kemudian belajar dengan sendirinya apa strategi terbaik dengan mendapatkan imbalan dari waktu ke waktu. Misalnya, banyak

tate Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

tate

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis

0

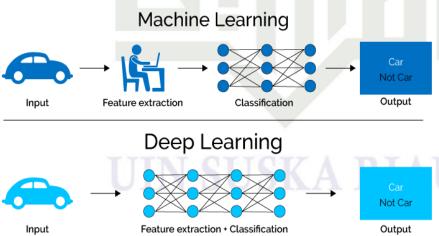
I

ak 2:3 robot yang menerapkan algoritma dari *Reinforcement Learning* untuk mempelajari cara berjalan.

Deep Learning

Deep Learning merupakan teknik yang paling populer saat ini dalam proses pembelajaran mendalam yang merupakan evolusi lanjutan dari Machine Learning dan masih termasuk kedalam bagian dari Machine Learning. Deep Learning menerapkan proses yang lebih kompleks dan canggih dalam proses pembelajaran mesin. Dengan berkembangnya teknologi GPU Acceleration menjadikan Deep Learning semakin populer dalam menyelesaikan komputasi berat seperti pengolahan data gambar dan video.

Proses pembelajaran mesin dilakukan oleh komputer yang bertujuan untuk mengklasifikasikan data citra menjadi hasil klasifikasi berupa prediksi. Teknologi *Deep Learning* merepresentasikan suatu konsep yang kompleks menjadi metode yang lebih sederhana. *Deep learning* merupakan algoritma jaringan saraf tiruan yang menggunakan data sebagai masukan dan melakukan pemrosesan pada beberapa lapisan tersembunyi (*Hidden Layer*). Setelah itu dilanjutkan dengan melakukan transformasi non linier dari data masukan untuk menghitung nilai keluaran (*output*) (Hasma & Silfianti, 2018). Berikut gambar perbedaan antara *machine learning* dan *deep learning*:



Gambar II-6 Machine Learning vs Deep Learning

(Sumber: https://www.dqlab.id)

II-6



2.4 ANN (Artificial Neural Network)

ANN merupakan sebuah representasi dari sebuah proses yang terjadi pada otak manusia. Jaringan- jaringan tersebut mendapatkan informasi melalui proses pembelajaran menggunakan data masukan (input). Dalam hal ini setiap neuron saling terhubung untuk mengirimkan informasi yang sering dikenal dengan bobot (weight) sinepatik yang digunakan untuk mengingat pengetahuan. Kemampuan pembelajaran jaringan syaraf ini memberikan keuntungan dalam hal memecahkan masalah kompleks yang solusi analitik dan numeriknya sulit untuk didapatkan. ANN memiliki model yang sulit dibaca dan dimengerti oleh manusia karena memiliki banyak layer. Konsep matematis ANN ini cukup solid, namun memiliki model interpretabilitas yang rendah menyebabkan sulitnya menganalisis proses inferensi yang terjadi pada model ANN (Prathama, 2018).

Secara prinsip kerja ANN dapat melakukan komputasi terhadap semua fungsi yang dapat dihitung. ANN dapat melakukan sama seperti apa yang dilakukan oleh komputer pada umumnya. Pada prakteknya ANN sangat berguna terutama pada proses klasifikasi dan permasalahan-permasalahan yang dapat mentolerir ketidakpastian, yang memiliki banyak data pelatihan, namun memiliki aturan-aturan yang tidak dapat diaplikasikan dengan mudah. Proses pembelajaran terjadi pada saat pembobotan dan bias. Metode yang paling umum digunakan dalam proses learning adalah backpropagation. Dalam metode ini, pembobotan diatur untuk meminimalisasi nilai kuadrat beda antara output model dan output prediksi atau secara umum disebut sebagai nilai kuadrat galat atau sum of square error (EFENDI, 2013).

2.4.1. Arsitektur Utama Artificial Neural Network

Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan mengacu pada elemen-elemen yang merupakan blok bangunan dari jaringan syaraf tiruan (Fautselt, 1994). Sebuah arsitektur jaringan syaraf tiruan yang memiliki unit pemrosesan yang saling berhubungan. Arsitekturnya meliputi:

1. Input Layer

Input layer didefinisikan berupa sebuah lapisan yang bertugas untuk menerima data berupa sinyal dan fitur. Data yang diinputkan dapat berupa teks atau gambar.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

eltan Syarif Kasim Riau

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

0 Z S

Sn

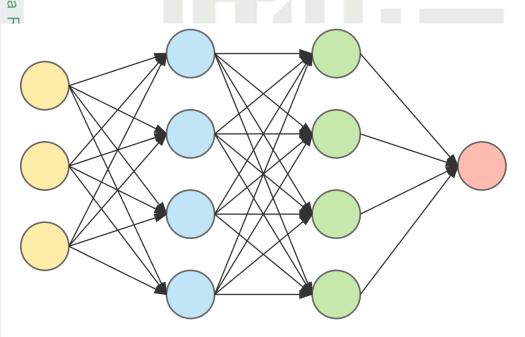
I 8 × CIP milik

2. Hidden Layers

Hidden layers adalah layer yang terletak diantara input layer dan output layer. Hidden layer dapat berupa satu ataupun beberapa lapisan. Hidden layer bertanggung jawab untuk mengekstraksi pola yang akan dikirimkan ke output layer.

3. Output Layer

Output layer adalah nilai keluaran dari neuron dan dibentuk bergantung pada pengaturan masalah. Biasanya ia memiliki satu neuron, dan keluarannya berkisar antara 0 dan 1, yaitu lebih besar dari 0 dan lebih kecil dari 1 (Harvey & Harvey, 1998).



input layer hidden layer 1 hidden layer 2 output layer

Gambar II-7 Arsitektur Utama Artificial Neural Network

(Sumber: https://www.codespeedy.com)

2.4.2. Feedforward

Univers

arif Kasim Riau

Feedforward adalah proses komputasi nilai dari input layer ke output layer. Memperhatikan nilai setiap neuron, nilai bobot link dan fungsi aktivasi pada lapisan tersembunyi dan pada lapisan keluaran.

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

© Hak cipta milik UIN S

Neuron Input

Layer Input

Keterangan'
5; Neuron Gutput
Wa Bobot

Layer Layer Output

Gambar II-8 Alur Feedforward Pada ANN

(Sumber: https://www.socs.binus.ac.if)

Gambar II.8 juga dikenal sebagai MLP (Multilayer Perceptron). MLP adalah jaringan kompleks pada Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan lebih dari beberapa neuron didalamnya. MLP merupakan arsitektur jaringan yang akan diterapkan untuk deep learning, MLP disebut juga dengan Accelerated Neural Network. Cara kerja feedforward adalah lapisan input menerima nilai input tanpa melakukan tindakan apa pun. Oleh karena itu, nilai pada lapisan input diambil dari data asli. Kemudian nilai dari lapisan input akan diteruskan ke lapisan tersembunyi. Di lapisan tersembunyi, nilai di lapisan input akan diproses menggunakan fungsi aktivasi. Nilai perhitungan dengan fungsi aktivasi pada lapisan tersembunyi diteruskan ke lapisan berikutnya dan seterusnya.

2.4.3. Backpropagation

Backpropagation adalah proses pemutakhiran nilai bobot dimana setiap keluaran dari jaringan dibandingkan dengan keluaran yang diharapkan dan nilai loss yang mungkin terjadi pada setiap perubahan akan dihitung. Nilai loss ini kemudian disebarkan melalui jaringan, lapis demi lapis. Proses ini diulang dalam dataset pelatihan. Setiap siklus pembaruan jaringan pada dataset disebut epoch, dimana jaringan dapat dibentuk menjadi puluhan, ratusan, atau bahkan ribuan epoch.



I

8 ~ C

0

BJ

milik

 \subset \overline{z} S

 \subseteq S ka

nisi

Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, mengutip sebagian atau seluruh karya tulis penelitian, ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Output Data (Target / Truth) Output Prediction Input Data Neural Network Loss / Error Back Propagation Weight Update

Gambar II-9 Proses Backpropagation

(Sumber: https://www.medium.com/@samuelsena)

N Gambar II.9 mengilustrasikan proses backpropagation yang dilakukan pada tahap klasifikasi menggunakan JST. Langkah selanjutnya adalah ketika data input dari input layer akan dikirim ke *hidden layer*, setiap nilai pada neuron akan dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan, kemudian dilakukan proses menggunakan fungsi aktivasi tersebut. kemudian dilanjutkan dengan fase lapisan output, kemudian pada saat memasukkan lapisan output dari setiap nilai yang diperoleh sebelumnya, nilai loss akan dihitung.

2.5 **Convolutional Neural Network**

CNN merupakan sebuah model lain dari ANN yang mana dikhususkan untuk melakukan pengolahan terhadap data yang memiliki properti tertentu contohnya adalah data gambar. Arsitektur CNN terdiri dari lapisan yang disebut dengan convolutional layer yang akan menyaring inputan untuk menemukan fitur yang berguna bagi *inputan* tersebut. Proses penyaringan ini disebut juga dengan konvolusi (Zafar et al., 2018).

SI Convolutional Neural Network adalah jaringan yang terinspirasi secara biologis yang digunakan pada *computer vision* untuk klasifikasi gambar dan deteksi objek. Dalam arsitektur CNN setiap lapisan jaringan terdiri dari tiga dimensi, yang memiliki luasan spesial dan kedalaman yang sesuai dengan jumlah fitur. Gagasan kedalaman satu lapisan dalam CNN berbeda dari pengertian kedalaman dalam hal jumlah lapisan. Pada lapisan input fitur ini sesuai dengan saluran warna seperti RGB, dan pada hidden layer melakukan pemetaan fitur yang menyandikan berbagai

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

9

m iii

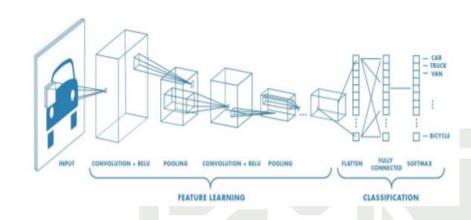
UIN Suska Ria

Islamic University of Sultan

Riau

Dilarang

jenis bentuk pada gambar. Jika inputan bernilai abu-abu, maka lapisan masukan akan memiliki kedalaman 1, tetapi lapisan selanjutnya akan tetap menjadi 3 dimensi. Arsitektur berisi dua jenis lapisan, yaitu disebut *convolutional layer* dan *subsampling* (Aggarwal, 2018).



Gambar II-10 Proses dibalik Covolutional Neural Network

(Sumber: https://www./medium.com/@samuelsena)

2.5.1. Convolutional Layer

Proses konvolusi adalah proses linear, diwakili oleh tanda bintang yang menggabungkan dua sinyal. Konvolusi dua dimensi digunakan dalam pemrosesan gambar untuk mengimplementasikan filter gambar, agar dapat menemukan patch tertentu pada sebuah gambar atau untuk menemukan beberapa fitur dalam sebuah gambar.

$$Output = \frac{W - F + 2P}{S} + 1$$

Rumus II-1 Convolutional Layer

Keterangan:

W = Ukuran volume gambar

F = ukuran filter

 $P = input \ padding \ yang \ digunakan$

S = ukuran pergeseran (Stride)

Rumus di atas akan menghitung ukuran spasial dari volume *output* dimana haperparameter yang dipakai adalah ukuran volume (W), FILTER (F), Stride yang

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



diterapkan (S) dan jumlah *padding* nol yang digunakan (P). *Stride* merupakan nilai yang digunakan untuk menentukan seberapa besar perpindahan filter melalui input citra dan *Zero Padding* adalah nilai untuk mendapatkan angka nol di sekitar border citra.

Dalam CNN, convolutional layer inputan dimasukkan kedalam sebuah filter berbentuk matrix yang disebut dengan kernel. Kernel adalah sebuah matrix yang memetakan inputan dengan tepat menjadi sebuah layer baru yang disebut dengan feature map. Gambar berikut menunjukkan hasil konvolusi gambar dengan kernel tertentu yang disebut filter sobel bertujuan untuk menemukan tepi pada gambar.

uska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

Input image Convolution Kernel $\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$

Gambar II-11 Contoh Proses Konvolusi

(Sumber: https://www.hackmd.io)

Seperti yang terlihat pada gambar diatas. Parameter yang harus diperhatikan dalam lapisan konvolusi adalah bobot lapisan kernel. Selama pelatihan CNN, nilai bobot filter adalah disesuaikan secara otomatis untuk mengekstrak informasi yang berguna untuk proses selanjutnya (Zafar et al., 2018).

2.5.2. Pooling Layer

Riau

Pooling layer digunakan untuk memperkecil dimensi dari feature map, agar komputasinya lebih cepat karena parameter yang akan diperbarui menjadi lebih sedikit. Berikut adalah hal-hal yang akan didapat jika menggunakan pooling layer:

- Meringkaskan informasi yang kompleks dari sebuah inputan.
- Dengan komputasi yang lebih singkat maka akan meningkatkan komputasi.
- Mendapatkan beberapa variasi pada jaringan yang digunakan (Zafar et al., 2018).

Bagaimanapun juga salah satu keuntungan terbesar dari penggunaan metode pooling yaitu dapat mengurangi parameter untuk dipelajari, yang menjadi kerugian



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Z S

uska

N

9

Dilarang

terbesar karena penyatuan ini adalah mengakibatkan terbuangnya informasi penting dalam suatu objek. Akibatnya, penggabungan mulai jarang digunakan di CNN sekarang.

Pada diagram di bawah ini, menunjukkan jenis *pooling* yang paling umum digunakan yaitu lapisan *max pooling*. Lapisan ini menggeser jendela, seperti konvolusi normal, dan kemudian di setiap lokasi, menetapkan nilai terbesar di jendela sebagai output.

1 0 2 3 8 4 6 6 6 8 3 1 1 3 4 0 1 2 2 4

Gambar II-12 Max Pooling
(Sumber: https://www.deepai.org)

Selain *max pooling* terdapat jenis *pooling* lainnya yaitu adalah *average pooling*. Bedanya dari *max pooling* adalah disetiap lokasi jendela menetapkan salah satu nilai yang merupakan rata-rata dari empat nilai di dalam area yang dikumpulkan.

Avg = 2,75 | 1.5 | 1.5 | 4 | 2,25 | 2,75 | 1.5 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,25 | 4 | 2,

(Sumber: https://www.androidkt.com)

2.5.3. Activation Function

Activation function adalah fungsi yang digunakan untuk menentukan nilai keluaran dari suatu neuron. Tanpa adanya fungsi aktivasi neural network hanya akan memiliki fungsi linear. Fungsi aktivasi di setiap neuron menentukan apakah

Kasim Riau

Islamic University of Su

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber \subset Z S Sn 70 a

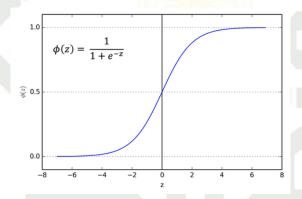
ada sinyal yang masuk mencapai batas dan harus mengeluarkan sinyal untuk tingkat berikutnya (Siang, 2009). Secara garis besar terdapat 2 jenis activation function, linear dan non-linear. Activation function linear biasanya digunakan pada kasus regresi, sedangkan non-linear digunakan untuk klasifikasi dan deteksi. Berikut adalah beberapa fungsi aktivasi non-linear yang umum digunakan:

1. Sigmoid

Sigmoid merupakan salah satu fungsi aktivasi yang paling umum digunakan untuk klasifikasi 2 kelas. Fungsi ini melakukan skala dengan rentang nilai antara 0 dan 1, berikut adalah persamaan fungsi aktivasi sigmoid.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Rumus II-2 Persamaan Sigmoid Activation function



Gambar II-14 Sigmoid Activation Function

(Sumber: https://www.mragungsetiaji.github.io/)

2. Tanh

State

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Tanh adalah fungsi aktivasi yang memiliki rentang nilai antara -1 hingga

1. Persamaan dari fungsi aktivasi tanh adalah sebagai berikut:

$$f(x) = tanhx \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

Rumus II-3 Persamaan Tanh Activation Function

0

I

8 ~ CIP

milk

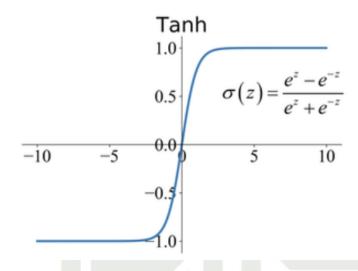
Z S Sn

Z a

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Gambar II-15 Tanh Activation Function (Sumber: https://paperswithcode.com/)

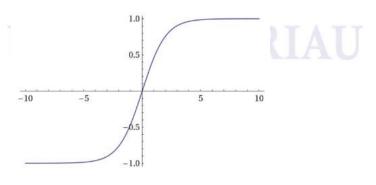
3. Softmax

Fungsi aktivasi softmax pada dasarnya adalah generalisasi dari fungsi aktivasi sigmoid yang biasa digunakan untuk multiclass classification di neural networks. Fungsi ini memberi peluang untuk probabilitas untuk setiap kelas menjadi nilai output. Dengan demikian jumlah nilai fungsi softmax selalu sama dengan 1. Berikut adalah persamaan fungsi aktivasi softmax:

$$f_j(z) = \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}}$$

Rumus II-4 Persamaan softmax activation function

Softmax Activation Function



Gambar II-16 Softmax Activation Function



I

2 ~

C

0

milik

 \subset

Z S

Sn

N a

Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

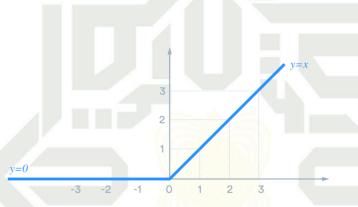
Dilarang Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber (Sumber: https://krisbolton.com/)

4. ReLu

Rectified linear unit (ReLU) tidak memungkinkan nilai negatif karena fungsi ini hanya menerima input bernilai real dan memberi thresholds dengan nilai 0 yang menggantikan nilai negatif tersebut. Berikut persamaan pada fungsi ReLU.

$$R(z) = max(0, z)$$

Rumus II-5 Persamaan ReLu Activation Function



Gambar II-17 ReLu Activation Function

(Sumber: https://medium.com/@danqing/)

2.5.4. Batch Normalization

Batch normalization merupakan sebuah fungsi untuk menormalkan suatu nilai inputan yang masuk kedalam activation function. Batch normalization merupakan sebuah metode terbaru yang digunakan dalam mengatasi masalah gradient yang hilang, yang dapat menyebabkan gradient aktivasi di lapisan yang berurutan berkurang atau bertambah besarnya. Masalah penting lainnya dalam pelatihan jaringan mendalam adalah masalah internal pergeseran kovariat (Furusho et al., 2019).

Prinsip kerja utama dari batch normalization adalah menskalakan nilai agar menjadi lebih kecil bertujuan untuk meringankan komputasi sehingga waktu komputasi menjadi lebih singkat. Dalam batch normalization ditambahkan diantara lapisan tersembunyi.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

2.5.5. Dropout Regularization

Dropout adalah metode regularisasi sederhana yang memberikan hasil yang sangat bagus. Gagasan dibalik dropout adalah bahwa pada setiap iterasi pelatihan, semua neuron dalam pada setiap iterasi pelatihan dapat dimatikan dan dihidupkan dengan probabilitas acak. Pengaktifan dan penonaktifan jaringan ini memaksa jaringan untuk mempelajari konsep yang sama seperti biasanya, tetapi melalui beberapa jalur berbeda. Setelah pelatihan, semua neuron dipertahankan, dan jalur ini akan berperilaku seperti ansambel dari beberapa jaringan yang digunakan untuk perataan hasil akhir yang akan meningkatkan generalisasi. Ini memaksa bobot untuk didistribusikan ke seluruh jaringan dan menjaga agar tetap rendah seperti yang dilakukan regularisasi (Zafar et al., 2018).

(a) Standard Neural Net (b) After applying dropout.

Gambar II-18 Jaringan sebelum dan Sesudah di Dropout

(Sumber: https://medium.com/@nisha.mcnealis)

2.5.6. Flatten

slamic

yarif Kasim Riau

Flatten adalah proses perataan yang mengubah array dua dimensi yang dihasilkan dari operasi convolutional dan pooling menjadi vektor linier Panjang tunggal. Output dari proses flatten akan menghasilkan keluaran berupa array satu dimensi yang akan dijadikan sebagai data masukan pada proses fully connected layer (Sumahasan, 2020).

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

a

II-17



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

© Hak cipta milik UIN Suska F

tate

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

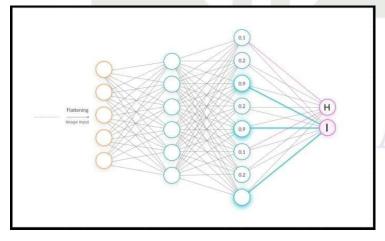
1 1 0 1 0 Flattening 4 4 2 1 2 0 2 1 1 Pooled Feature Map 0 2 1

Gambar II-19 Flatten

(Sumber: https://www.superdatascience.com/)

2.5.7. Fully Connected Layer

Fully connected layer merupakan layer yang biasa dijumpai pada neural network biasa. Berbeda dengan convolutional layer, fully connected layer tidak melakukan operasi convolution untuk memperoleh keluaran dari layer tersebut, tetapi melakukan proses perkalian matriks. Neuron dalam fully connected layer saling terkoneksi penuh ke semua neuron di layer sebelumnya. Fully connected layer sering digunakan pada dua lapisan terakhir dengan fungsi softmax untuk menggantikan fungsi aktivasi lainnya untuk menentukan probabilitas pada hasil output (Zafar et al., 2018).



Gambar II-20 Fully Connected Layer
(Patil et al., 2021)



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

2.6 Optimization

Optimization atau optimasi adalah kunci bagaimana neural network bisa belajar. Belajar maksudnya disini pada dasarnya adalah proses optimasi. Hal ini mengacu pada proses untuk meminimalkan error, cost dan juga menemukan lokasi error paling sedikit. Kemudian menyesuaikan koefisien neural network dengan step by step. Pendekatan optimasi yang sangat mendasar adalah gradient descent, namun juga ada beberapa variasi optimasi yang melakukan pekerjaan serupa tetapi dengan sedikit peningkatan yang ditambahkan. Sebagai contoh Tensorflow menyediakan beberapa opsi untuk pengoptimalan model antara lain ada Gradient Descent Optimizer, Adam Optimizer, RMSProp Optimizer, Adagrad Optimizer, Ftrl Optimizer dan Momentum Optimizer (Di et al., 2018).

2.6.1. Gradient Descent

Gradient descent adalah algoritma optimasi paling umum yang mampu menemukan solusi optimal untuk berbagai permasalahan. Gagasan umum gradient descent adalah mengubah parameter secara iteratif untuk meminimalkan cost function. Gradient descent mengukur gradient lokal dari error function sehubungan dengan parameter vektor θ, dan bergerak ke arah gradien menurun. Setelah nilai gradien 0 maka anda telah mencapai titik minimum. Masalah utama dengan gradient descent adalah kenyataan bahwa ia menggunakan seluruh set pelatihan untuk menghitung gradien di setiap langkah, yang membuatnya sangat lambat ketika set pelatihan besar. Sebagai solusi Stochastic Gradient Descent (SGD) datang dengan hanya mengambil instance secara acak dalam set pelatihan di setiap langkah dan hanya menghitung gradien berdasarkan pada instance tunggal im. Hal ini jelas membuat algoritma lebih cepat karena memiliki sangat sedikit data untuk dimanipulasi pada setiap iterasi. Ini juga memungkinkan untuk melatih pada setiap iterasi (Geron, 2019).

2.6.2. Adam

Adam merupakan singkatan dari *adaptive moment estimation*, adam merupakan kombinasi dari RMSprop dan *stochastic gradient descen*t dengan momentum. Adam menggunakan *squared gradients* untuk menskalakan tingkat pembelajaran layaknya RMSprop dan memanfaatkan momentum dengan

aeim Riau



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

menggunakan rata-rata perpindahan dari *gradient* layaknya SGD dengan momentum. Sedangkan adamax adalah sebuah optimizer yang merupakan varian dari optimizer Adam. Namun pada prakteknya terdapat penambahan *infinity norm* (Kingma & Ba, 2015).

2.6.3. AdamW

AdamW merupakan pengembangan dari optimizer Adam yang dikombinasikan dengan peluruhan bobot (weight decay). Weight decay dan L2 regularization merupakan sebuah metode klasik yang sama-sama digunakan untuk menurunkan resiko overfitting pada model jaringan saraf. Namun kedua metode tersebut hanya berlaku pada optimizer tertentu. Seperti yang telah diketahui bahwa penerapan L2 regularization tidak cocok untuk optimizer berbasis momentum seperti Adam maka diajukan sebuah metode yang cara kerjanya sama seperti L2 regularization namun cocok digunakan untuk optimizer berbasis momentum seperti Adam yaitu peluruhan bobot (weight decay) (Loshchilov & Hutter, 2019).

2.7 Fine-Tuning

Fine-tuning adalah cara menerapkan atau memanfaatkan transfer learning. Transfer learning terjadi ketika menggunakan informasi yang diperoleh melalui pemecahan suatu masalah menggunakan neural network dan menggunakannya pada masalah baru (Guo et al., 2019).

Fine-tuning dimulai dengan menggunakan pre-trained model yang telah dilatih pada data dengan permasalahan tertentu, kemudian dengan menggunakan informasi yang telah diperoleh, model tersebut akan diterapkan pada masalah baru. Terdapat beberapa cara dalam melakukan fine-tuning diantaranya adalah mengganti jumlah layer yang yang digunakan, mengganti nilai learning rate-nya, mengganti ukuran filternya dan lain sebagainya (Afif et al., 2020).

2.8 CNN Architecture

nisi

Riau

Para peneliti di bidang deep learning terus melakukan penelitian untuk mendapatkan hasil terbaik pada akurasi dan komputasi. Hal ini didukung dengan adanya kompetisi untuk membuat sebuah arsitektur CNN yang sering disebut juga dengan ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition (ILSVRC) yang

II-20



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

0

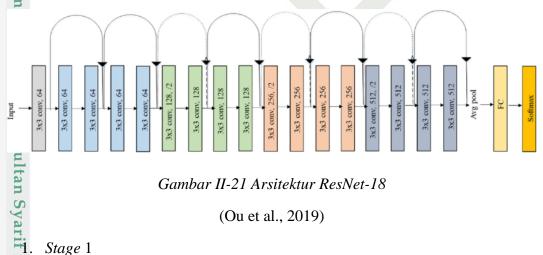
Dilarang

bertujuan untuk mengembangkan arsitektur untuk deteksi objek. Kompetisi tersebut dilaksanakan oleh sebuah Lembaga yang bernama ImageNet, yang merupakan Lembaga yang disepakati oleh para ahli di bidang image processing di seluruh dunia.

2.8.1. Residual Network (ResNet)

Residual Network atau yang biasa disebut dengan ResNet adalah sebuah arsitektur CNN yang dikemukakan oleh (He et al., 2016) yang merupakan juara kompetisi ImageNet pada tahun 2015. Arsitektur ini dibagun untuk mengatasi permasalahan yang muncul pada proses pelatihan, karena pada proses pelatihan pada umumnya memakan cukup banyak waktu dan terbatas hanya pada jumlah lapisan tertentu. Solusi permasalahan yang diusulkan oleh ResNet adalah dengan menerapkan skip connection atau shortcut. Kelebihan model ResNet dibandingkan dengan arsitektur CNN lainnya adalah kinerja dari model ini tidak mengalami penurunan walaupun lapisan arsitekturnya semakin dalam. Selain itu, perhitungan komputasi yang dilakukan akan menjadi lebih ringan dan kemampuan untuk melatih jaringan yang lebih baik.

Arsitektur ResNet menempati peringkat 1 di ILSVRC dan Common objects in Context (COCO) tahun 2015 pada tugas ImageNet detection, ImageNet localization, COCO detection, and COCO segmentation (He et al., 2016). Arsitektur ResNet dapat mengklasifikasi citra pada dataset ImageNet dengan tingkat akurasi yang tinggi, yaitu sebesar 80,62% untuk top-1 (He et al., 2016). Berikut adalah arsitektur dari ResNet-18:



Gambar II-21 Arsitektur ResNet-18

(Ou et al., 2019)

Stage 1

Kasim Riau

a. Proses *convolutional* dengan kernel 7 x 7 dengan 64 filter.

II-21



0 I 8 × CIP ta \subset Z S \subseteq S

8

70

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

- Dilarang Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, sebagian atau seluruh karya tulis penelitian,

S tate. Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

- b. Batch normalization.
- c. Ditambahkan fungsi aktivasi menggunakan ReLu.
- d. Proses max pooling 3×3 dengan stride = 2.
- Output dari proses ini berupa citra baru dengan ukuran 56 x 56 pixel dengan 64 channel.

Stage 2

- a. Proses konvolusi *block* dengan ukuran kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan jumlah filter sebanyak 64 dan 64 serta *stride* = 1. Proses ini dilakukan sebanyak 2 kali.
- b. Proses identity block dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan jumlah filter 64 dan 64 serta *stride* = 1 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali.
- c. Output dari proses ini berupa citra baru dengan ukuran 56 x 56 pixel dengan 64 channel.

Stage 3

- a. Proses konvolusi *block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan jumlah filter sebanyak 128 dan 128 yang dilakukan sebanyak 2 kali.
- b. Proses *identity block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan jumlah filter sebanyak 128 dan 128 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali.
- c. Output dari proses ini berupa citra baru dengan ukuran 28 x 28 pixel dengan 128 channel.

Stage 4

- a. Proses konvolusi block dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan jumlah filter sebanyak 256 dan 256 yang dilakukan sebanyak 2 kali.
- b. Proses *identity block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan jumlah filter sebanyak 256 dan 256 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali.
- c. Output dari proses ini menghasilkan citra baru dengan ukuran 14 x 14 pixel dengan 256 channel.

Stage 5

- a. Proses konvolusi *block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan jumlah filter 512 dan 512 yang dilakukan sebanyak 2 kali.
- b. Proses *identity block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan filter 512 dan 512 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

0

I

2

3

c. Output dari proses tahapan ini menghasilkan citra baru dengan ukuran 7 x 7 pixel dengan 512 channel.

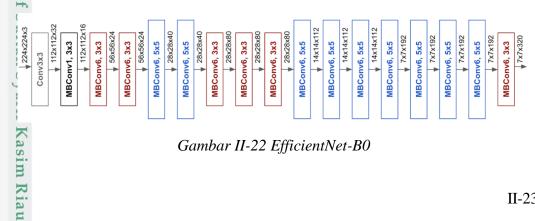
76. Stage 6 CIP

a. Proses average pooling yang menghasilkan output berupa gambar dengan ukuran 1 x 1 pixels dengan 512 channel.

2.8.2. EfficientNet

Seiring berjalannya waktu arsitektur yang digunakan di *ImageNet* sejak 2012 menjadi semakin kompleks, namu banyak yang tidak efektif dalam aspek komputasi. Arsitektur EfficientNet yang merupakan arsitektur paling mutakhir dengan tingkat akurasi sebesar 84,4% dengan 66 juta parameter untuk EfficientNet-B7 dalam masalah klasifikasi imageNet. Keluarga EfficientNet terdiri dari model antara B0 dan B7, dan seiring bertambahnya nomor model, jumlah parameter yang dihitung tidak mengalami peningkatan yang signifikan, sementara tingkat akurasi meningkat secara signifikan (Atila et al., 2021).

EfficientNet mengadopsi metode skala penggabungan pada semua dimensi jaringan (network) diantaranya yaitu lebar(width) mengacu pada jumlah channel pada lapisan manapun, kedalaman(depth) mengacu pada jumlah lapisan di CNN, dan resolusi(Resolution) mengacu pada ukuran resolusi gambar yang digunakan. Selain itu EfficientNet mendapat perhatian khusus karena kemampuannya dalam melakukan prediksi. Intuisi menggunakan penskalaan gabungan merupakan penskalaan dimensi pada jaringan yang mampu meningkatkan akurasi, tetapi untuk model yang lebih besar, perolehan akurasi akan semakin berkurang. Untuk melakukan penskalaan dimensi jaringan secara sistematis, penskalaan gabungan menggunakan gabungan koefisien yang mampu mengontrol berapa banyak sumber daya yang bisa berfungsi dalam penskalaan model. Berikut adalah arsitektur dari EfficientNet:



Gambar II-22 EfficientNet-B0

II-23



0

Z

S

S

N

9

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

sebagian atau seluruh karya tulis

(Sumber: https://medium.com/@mohcine.madkour)

I Gambar diatas merupakan arsitektur dari EfficientNet-BO yang memiliki tahapan dan bentuk yang sama dengan arsitektur EfficientNet lainnya. Faktor yang membedakan setiap arsitektur EfficientNet dapat dibedakan pada jumlah layer yang digunakan dari setiap tahapan. Berikut ini adalah tahapan-tahapan dari arsitektur EfficientNet-B0 dalam melakukan klasifikasi gambar:

1. Stage 1:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 3 x 3 dengan 32 filter
- b. Dilakukan proses Batch Normalization
- c. Kemudian dilakukan proses activation function menggunakan ReLu.

2. Stage 2:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi Depth Wise Convolutional dengan kernel 3 x 3 dengan 16 filter.
- b. Dilakukan proses batch normalization
- c. Kemudian dilakukan proses activation function menggunakan ReLu
- d. Kemudian dilakukan Global Average Pooling
- e. Kemudian dilakukan reshape
- f. Kemudian dilakukan 2 kali convolutional dengan kernel 3 x 3 dengan 16 filter
- g. Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu
- h. Kemudian dilakukan batch normalization

3. Stage 3:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 3 x 3 dengan 24 filter
- b. Dilakukan proses batch normalization
- c. Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan kernel 3 x 3

4. Stage 4:

tate Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

II-24



0

I

~

0

0

m ::

 \subset

Z S

N 8

tate

Islamic University of Sultan

Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, sebagian atau seluruh karya tulis penelitian, ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 5 x 5 dengan 40 filter
- b. Dilakukan proses batch normalization
- c. Kemudian dilakukan proses activation function menggunakan ReLu
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan kernel 5 x 5

5. Stage 5:

- a. Pada tahap ini dilakukan proses *convolutional filter* 3 x 3 dengan 80 filter
- b. Dilakukan proses batch normalization
- c. Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan kernel 3 x 3

6. Stage 6:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 5 x 5 dengan 112 filter
- b. Dilakukan proses batch normalization
- c. Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu
- d. Kemudian dilakukan convolutional filter 5 x 5

7. Stage 7:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 5 x 5 dengan 192 filter
- b. Dilakukan proses batch normalization
- c. Kemudian dilakukan proses activation function menggunakan ReLu
- d. Kemudian dilakukan convolutional filter 5 x 5

8. Stage 8:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 3 x 3 dengan 320 filter
- b. Dilakukan proses batch normalization
- c. Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan kernel 3 x 3



I

0 8 ~ CIP ta milik \bar{z} S \subseteq S

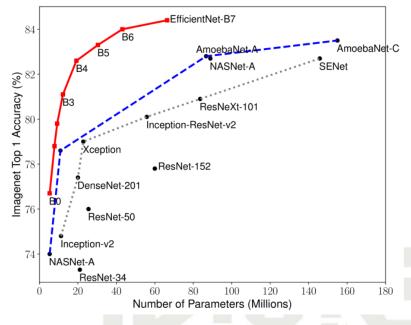
 \subset

N

a

mic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Gambar II-23 Tingkat Akurasi Arsitektur ImageNet Top-1

(Tan & Le, 2019)

Arsitektur EfficientNet mengungguli arsitektur lainnya dalam ajang ImageNet dengan arsitektur EfficientNet-B7 yang berhasil meraih top-1 accuracy sebesar 84,3%. Terkhusus untuk arsitektur *EfficientNet-B0* memiliki jumlah parameter yang paling kecil jika dibandingkan dengan keluarga EfficientNet lainnya yaitu sebesar 5,3 juta parameter. Hal itu berbanding lurus dengan waktu komputasinya yang paling cepat dibandingkan dengan EfficientNet lainnya (Tan & Le, 2019). Berikut gambar perbandingan accuracy dari arsitektur EfficientNet dan arsitektur ImageNet lainnya:



9

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

mengulip

sebagian atau seluruh karya tulis

Model Ratio-to-EfficientNet #FLOPS Ratio-to-EfficientNet Top-1 Acc. Top-5 Acc. #Params 0 EfficientNet-B0 77.3% 93.5% 5.3M 0.39B 4.9x ResNet-50 (He et al., 2016) 76.0% 93.0% 26M 4.1B 11x I DenseNet-169 (Huang et al., 2017) 76.2% 93.2% 14M 2.6x 3.5B 8.9x 2 0.70B 94.5% 7.8M 1x 7.6x EfficientNet-B1 79.2% 1x × ResNet-152 (He et al., 2016) 93.8% 60M 77.8% 11B 16x DenseNet-264 (Huang et al., 2017) 77.9% 93.9% 34M 6.0B 0 8.6x Inception-v3 (Szegedy et al., 2016) Xception (Chollet, 2017) 78.8% 94.4% 24M 3.0x 5.7B 8.1x 0 94.5% 23M 79.0% 3.0x 8.4B 12x EfficientNet-B2 80.3% 95.0% 9.2M 1x 1.0B 1x 0 Inception-v4 (Szegedy et al., 2017) 95.0% 48M 5.2x 80.0% 13B Inception-resnet-v2 (Szegedy et al., 2017) 56M 80.1% 95.1% 6.1x 13B 13x EfficientNet-B3 81.7% 95.6% 12M 1.8B 1x 1x ResNeXt-101 (Xie et al., 2017) 95.6% 84M 7.0x 32B 18x PolyNet (Zhang et al., 2017) 81.3% 95.8% 92M 7.7x 35B 19x 19M 1x 7.7x 4.2B EfficientNet-B4 83.0% 96.3% 1x146M 10x SENet (Hu et al., 2018) 82.7% 96.2% 42B NASNet-A (Zoph et al., 2018) 82.7% 96.2% 89M 4.7x 24B AmoebaNet-A (Real et al., 2019) PNASNet (Liu et al., 2018) 82.8% 96.1% 87M 4.6x 23B 5.5x 4.5x 82.9% 86M 23B 96.2% 6.0x S EfficientNet-B5 83.7% 96.7% 30M 1x 5.2x 9.9B AmoebaNet-C (Cubuk et al., 2019) 83.5% 96.5% 155M 41B 4.1x S 43M 1x 19B EfficientNet-B6 84.2% 96.8% 1x 0 EfficientNet-B7 37B 1x 84.4% 97.1% 66M GPipe (Huang et al., 2018) 70

Gambar II-24 Perbandingan Arsitektur ImageNet

(Tan & Le, 2019)

2.9 Confusion Matrix

Confusion matrix dapat diartikan sebagai sebuah alat yang berfungsi untuk melakukan perhitungan atau analisis apakah suatu proses klasifikasi dapat mengenali beberapa kelas yang berbeda. Pada confusion matrix terdapat beberapa nilai yang menjadi patokan yaitu True Positive, True Negative, False Positive, dan False Negative. Nilai True Positive dan True Negative memberikan informasi ketika sebuah classifier dalam melakukan klasifikasi bernilai benar, sedangkan False Positive, dan False Negative memberikan informasi Ketika classifier salah dalam melakukan klasifikasi data (Fibrianda & Bhawiyuga, 2018).

	Actually Positive (1)	Actually Negative (0)	
Predicted Positive (1)	True Positives (TPs)	False Positives (FPs)	
Predicted Negative (0)	Megatives		

Gambar II-25 Confusion Matrix

(Sumber: https://glassboxmedicine.com/)



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

Berdasarkan Gambar II.20 terdapat 4 istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi pada confusion matrix. Keempat istilah tersebut adalah True Positive (TP). True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Confusion matrix dapat mengevaluasi performa dari suatu model dengan cara menerapkan rumus berikut.:

2.9.1. Accuracy

Accuracy menggambarkan seberapa akurat model yang telah dibangun untuk mengklasifikasikan objek dengan benar. Maka accuracy merupakan rasio prediksi benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data. Dengan kata lain, accuracy merupakan tingkat kedekatan nilai prediksi dengan nilai aktual (sebenarnya).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{P + N}$$

Rumus II-6 Akurasi

2.9.2. Precision

Precision menggambarkan tingkat akurasi antara data yang diminta dengan hasil prediksi model. Maka, precision merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positf. Dari semua kelas positif yang telah di prediksi dengan benar, berapa banyak data yang benar-benar positif. Nilai precision dapat diperoleh dengan persamaan.

$$Precission = \frac{TP}{TP + FP}$$

Rumus II-7 Precision

2.9.3. Recall

Islamic

Recall menggambarkan bagaimana keberhasilan suatu model dalam menemukan kembali sebuah informasi. Maka, recall merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. Nilai recall dapat diperoleh dengan persamaan. Syarif Kasim Riau

II-28



© Hak ci

Ka

Ria

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

 $Recall = \frac{TP}{TP + FN}$

Rumus II-8 Recall

2.9.4. F1 Score

F-1 Score menggambarkan perbandingan rata-rata precision dan recall yang dibobotkan. Accuracy tepat kita gunakan sebagai acuan performansi algoritma jika dataset kita memiliki jumlah data False Negatif dan False Positif yang sangat mendekati (*symmetric*). Namun jika jumlahnya tidak mendekati, maka sebaiknya kita menggunakan F1 Score sebagai acuan.

$$F1 \, Score = 2x \, \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision}$$

Rumus II-9 F1 Score

2.10 Penelitian Terkait

Pada tabel II-1 dibawah ini menunjukkan beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan tugas akhir pada penelitian ini.

Tabel II-1 Literatur Review

NO.	Pengarang	Judul	Tahun	Metode	Hasil
-State Isla	Firdho Alif Yuwandha	Klasifikasi motif batik menggunakan convolutional neural network	2020	CNN	Tingkat akurasi diatas 97,84 %
mic Univers	Hendry Fonda, Yuda Irawan, Anita Febriani	Klasifikasi batik riau dengan menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN)	2020	CNN	Tingkat akurasi 65%
ity of Sulta	Rizki Mawan	Klasifikasi motif batik menggunakan Convolutional Neural Network	2020	CNN	Rata rata akurasi CNN sebesar 65%, dan rata rata akurasi CNN+Greyscale sebesar 70%
a# Syarif Kas	Taufiqotul Bariyah, Mohammad Arif Rasyidi, Ngatin	Convolutional Neural Network Untuk Metode Klasifikasi Multi-Label Pada Motif Batik	2021	CNN	Akurasi yang didapatkan sebesar 91,41%

asim Riau



Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

State

Yohanes Gultom, Batik Classification 2018 CNN VGG 16 5. Rata-rata akurasi Rian Josua Using Deep sebesar 89% dan model I Convolutional Network SURF. Masikome, Aniati berbasis SIFT dan 2 ~ Transfer Learning Murni Arymuthy mencapai rata-rata akurasi 0 88% 0 6 Muhammad Arif Batik pattern recognition 2020 CNN Akurasi tertinggi didapatkan oleh arsitektur DenseNet yaitu Rasyidi, Taufiqatul convolutional 3 using sebesar 99% Bariyah neural network ~ F Ardian Yusuf Modified Convolutional 2017 CNN GoogLeNet+ResNet dengan tingkat akurasi sebesar Z Wicaksono, Nanik Neural Network 70,84% S Suciati, Chastine Architecture for Batik S Fatichah, Keichi Motif Image 0 Uchimura, Gou Classification 70 Koutaki 9 8. Samuel Febrian Klasifikasi Motif Batik 2020 **CNN** Resnet+augmentasi memberikan akurasi sebesar Tumewu, Djoni menggunakan metode 84,2% pada ResNet-18 dan Haryadi Setiabudi, Convolutional Deep 81,90% pada ResNet-50 **Indar Sugiarto** Neural Network dengan **Data Augmentation**

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



© Hak

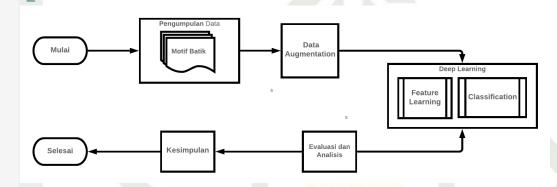
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian dilakukan memerlukan alur dari proses-proses pada setiap tahapan. Metodologi penelitian merupakan pedoman atau tahapan dalam melakukan penelitian. Alur setiap proses menjadi pedoman dari tahap awal penelitian hingga selesai. Metodologi penelitian bertujuan agar tahapan-tahapan yang dilakukan berjalan secara terstruktur. Berikut tahapan-tahapan dalam penelitian.



Gambar III-1 M<mark>etodologi Peneliti</mark>an

(Sumber: Dokumen Pribadi)

3.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data motif batik yang akan dijadikan inputan. Data motif batik didapatkan melalui situs repository kaggle yang dapat diakses melalui https://www.kaggle.com/rezapratama/motif-batik, pada dataset tersebut terdiri dari 5 kelas yaitu parang, kawung, megamendung, betawi, dan cendrawasih. Total data yang terkumpul adalah sebanyak 521 gambar motif batik yang terdiri dari batik betawi 41 gambar, batik cendrawasih 58 gambar, kawung gambar, batik megamendung, 193 gambar, dan batik parang 132 gambar yang kemudian dapat dilanjutkan ke tahap *augmentation*.

2 Data Augmentation

Proses augmentasi data bertujuan untuk memperkaya data secara sintetis sehingga menambah jumlah feature yang dihasilkan. Hal ini sangat berguna untuk meningkatkan kinerja model agar lebih maksimal. Teknik augmentasi yang akan

Sulan Syagif Rasim Riau



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

不

Dilarang

sebagian atau seluruh karya tulis

dilakukan adalah random horizontal flip, random vertical flip, random rotation, dan Random Resize Crop. Dari proses augmentasi sejatinya tidak menambah data secara fisik secara atau permanen akan tetapi data hasil augmentasi ditambah secara sintetis dan data tersebut bersifat sementara dan disimpan di memori. Dari proses augmentasi didapatkan data baru yang kemudian dapat dimasukkan ke dalam proses training.

3.3 Perancangan Model

Penerapan deep learning pada penelitian ini menggunakan metode S convolutional neural network (CNN) dengan membandingkan dua arsitektur yaitu EfficientNet-B0 dan ResNet-18. Setelah melakukan augmentation tahap selanjutnya yaitu perancangan model menggunakan arsitektur EfficientNet-B0 dan ResNet-18.

3.3.1. EfficientNet-B0

Berikut adalah tahapan-tahapan dari arsitektur EfficientNet-B0 dalam melakukan klasifikasi motif batik.

> 1. Data citra batik yang telah melalui proses preprocessing dan augmentation dengan ukuran 224 x 224 pixel akan dijadikan sebagai data masukan

2. Stage 1:

- Pada tahap ini dilakukan operasi convolutional filter 3 x 3 dengan 32 filter
- b. Dilakukan proses Batch Normalization
- Kemudian dilakukan proses activation function menggunakan ReLu.

3. Stage 2:

- Pada tahap ini dilakukan operasi Depth Wise Convolutional dengan kernel 3x3 dengan 16 filter.
- b. Dilakukan proses batch normalization
- Kemudian dilakukan proses activation function menggunakan ReLu
- Kemudian dilakukan Global Average Pooling d.
- Kemudian dilakukan reshape

tate Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

III-2



I

~

C

0

milik

 \subset

Z S

S

N 8

tate

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
- Dilarang Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

- f. Kemudian dilakukan 2 kali convolutional dengan kernel 3 x 3 dengan 16 filter
- Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu
- Kemudian dilakukan batch normalization

4. Stage 3:

- Pada tahap ini dilakukan operasi convolutional filter 3 x 3 dengan 24 filter
- Dilakukan proses batch normalization b.
- Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu
- Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan kernel d. 3×3

5. Stage 4:

- Pada tahap ini dilakukan operasi convolutional filter 5 x 5 dengan 40 filter
- Dilakukan proses batch normalization
- function Kemudian dilakukan activation proses menggunakan ReLu
- Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan kernel 5 x 5

Stage 5:

- Pada tahap ini dilakukan proses convolutional filter 3 x 3 dengan 80 filter
- Dilakukan proses batch normalization b.
- Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu c.
- Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan kernel 3×3

7. Stage 6:

- Pada tahap ini dilakukan operasi convolutional filter 5 x 5 dengan 112 filter
- b. Dilakukan proses batch normalization
- Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu c.
- Kemudian dilakukan convolutional filter 5x5 d.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

0

I

ak

C

0

milik

 \subset

Z S

Sn

Ria

Dilarang Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, mengutip sebagian atau seluruh karya tulis penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

8. Stage 7:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 5 x 5
 dengan 192 filter
- b. Dilakukan proses batch normalization
- c. Kemudian dilakukan proses *activation function* menggunakan ReLu
- d. Kemudian dilakukan convolutional filter 5 x 5

9. Stage 8:

- a. Pada tahap ini dilakukan operasi *convolutional filter* 3 x 3 dengan 320 filter
- b. Dilakukan proses batch normalization
- c. Kemudian dilakukan activation function menggunakan ReLu
- d. Kemudian dilakukan proses pada MBConv 1 dengan kernel 3 x 3
- 10. Output dari proses *convolutional* sebelumnya akan dilanjutkan dengan proses *average pooling* lalu dilanjutkan dengan proses *flatten* sehingga akan menghasilkan output array satu dimensi
- 11. Dilakukan proses *fully connected layer* dengan algoritma *backpropagation*
- 12. Setelah proses dari *neural network* selesai maka akan dihasilkan nilai error yang selanjutnya nilai itu akan digunakan sebagai tolak ukur dalam klasifikasi dengan menggunakan fungsi aktivasi *softmax*
- 13. Hasil dari klasifikasi akan dihasilkan berupa kelas data

3.3.2. ResNet-18

Berikut adalah tahapan-tahapan dari arsitektur *ResNet-18* dalam melakukan klasifikasi motif batik.

- 1. Data citra batik yang telah melalui proses *preprocessing* dan *augmentation* dengan ukuran 224 x 224 *pixel* akan dijadikan sebagai data masukan.
- 2. Stage 1
 - a. Dilakukan operasi *convolutional* dengan ukuran kernel 7 x 7 dengan 64 *filter*.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber
- I ~

C

0

milik

 \subset

Z

S

 \subseteq

N a

tate

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

- Dilakukan operasi fungsi batch normalization. b.
- Ditambahkan fungsi aktivasi menggunakan ReLu. c.
- Dilakukan operasi fungsi max pooling 3 x 3 dengan stride = d.
- Output dari proses tahapan ini menghasilkan ukuran citra 56 e. x 56 pixel dengan 64 channel.

Stage 2 4.

- Dilakukan operasi convolutional block dengan kernel 3 x 3 a. dan 3 x 3 dengan filter 64 dan 64 serta stride = 1 yang dilakukan sebanyak 2 kali.
- b. Dilakukan operasi *identity block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan filter 64 dan 64 serta *stride* = 1 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali.
- Output dari proses tahapan ini menghasilkan ukuran citra 56 x 56 pixel dengan 64 channel.

5. Stage 3

- Dilakukan operasi *convolutional block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan filter 128 dan 128 yang dilakukan sebanyak 2 kali.
- b. Dilakukan operasi *identity block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan filter 128 dan 128 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali.
- Output dari proses tahapan ini menghasilkan ukuran citra 28 x 28 pixel dengan 128 channel.

Stage 4

- Dilakukan operasi convolutional block dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan filter 256 dan 256 yang dilakukan sebanyak 2 kali.
- Dilakukan operasi *identity block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan filter 256 dan 256 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali.



I

~

C

0

milik

S

Sn

Ria

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

c. Output dari proses tahapan ini menghasilkan ukuran citra 14x 14 *pixel* dengan 256 *channel*.

7. Stage 5

- a. Dilakukan operasi convolutional block dengan kernel 3 x 3 dan 3 x 3 dengan filter 512 dan 512 yang dilakukan sebanyak 2 kali.
- b. Dilakukan operasi *identity block* dengan kernel 3 x 3 dan 3 x
 3 dengan filter 512 dan 512 yang dilakukan perulangan sebanyak 2 kali.
- c. Output dari proses tahapan ini menghasilkan ukuran citra 7 x7 *pixel* dengan 512 *channel*.
- 8. Output dari proses *convolutional* sebelumnya akan dilanjutkan dengan *average pooling* dan melakukan proses *flatten*, sehingga akan menghasilkan output *array* satu dimensi.
- 9. Dilanjutkan dengan proses *fully connected layer* dengan algoritma *backpropagation*.
- 10. Setelah proses pada *neural network* selesai maka akan dihasilkan nilai error yang selanjutnya nilai itu akan digunakan sebagai tolak ukur dalam proses klasifikasi dengan fungsi aktivasi *softmax*.
- 11. Hasil dari proses klasifikasi akan dihasilkan berupa kelas data.

Proses training dilakukan menggunakan teknik *early stopping*. *Early stopping* adalah teknik regularisasi untuk dalam pelatihan jaringan syaraf dalam menghentikan pelatihan saat pembaruan parameter tidak lagi mulai menghasilkan peningkatan pada set validasi. Sehingga parameter yang nantinya diambil adalah parameter terakhir saat iterasi dihentikan.

3.4 Evaluasi dan Analisis

Tahap evaluasi merupakan tahap pemeriksaan akurasi hasil eksperimen yang di desain menjadi beberapa skenario pengujian. Tahap evaluasi menggunakan data testing yang bertujuan untuk mengevaluasi model dengan beberapa skenario pengujian.

State Islamec

ie Kasim Riau



Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

CIP

m _

Z a

Tahap evaluasi terhadap akurasi digunakan dengan matrik klasifikasi yaitu confusion matrix, dengan melakukan penilaian dari segi accuracy. ~

 $Akurasi = \frac{Number of correct prediction}{Total number of predictions}$

Rumus III-10 Akurasi

3.5 Kesimpulan

Tahap kesimpulan merupakan tahap penentuan hasil pegujian yang telah dilakukan. Hal ini bertujuan untuk mengetahui bahwa penelitian sudah dilakukan sesuai dengan kriteria yang diinginkan.

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

III-7



I

~ C

0 B

N 9

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

BAB VI

PENUTUP

Kesimpulan 6.1

Berdasarkan hasil pengujian untuk arsitektur ResNet-18 dan EfficientNet-b0 untuk klasifikasi motif batik telah berhasil dilakukan maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

- Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa dalam pengenalan motif batik, arsitektur ResNet-18 merupakan arsitektur terbaik dibandingkan EfficientNet-B0 dengan total parameter yang lebih banyak dibandingkan EfficientNet-B0.
- Arsitektur ResNet-18 memperoleh akurasi sebesar 90% unggul 6% dibandingkan EfficientNet-B0 yang memperoleh akurasi sebesar 84%.
- 3. Pada arsitektur ResNet-18 akurasi tertinggi diperoleh oleh optimizer Adamax. Sedangkan pada arsitektur EfficientNet-B0 akurasi tertinggi diperoleh oleh optimizer Adamax juga. Hal itu menunjukkan bahwa optimizer Adamax merupakan optimizer terbaik untuk penelitian ini.

Saran

Penulis memberikan beberapa saran yang dapat dijadikan bahan untuk mengembangkan penelitian ini pada penelitian selanjutnya. Saran tersebut adalah sebagai berikut:

- Menerapkan arsitektur EfficientNet dan ResNet pada klasifikasi multilabel terhadap motif batik.
- Menggunakan dataset dengan jumlah kelas dan data yang lebih banyak sehingga bisa diterapkan di berbagai motif batik.
- 3. Membangun model untuk klasifikasi motif batik dengan menggunakan arsitektur yang berbeda.
- Menerapkan model yang dihasilkan pada aplikasi *mobile* maupun website.

ersity of Sultan Syarif

Kasim

Riau

VI-1

Riau



0

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

sebagian atau seluruh karya tulis

DAFTAR PUSTAKA

- Afif, M., Fawwaz, A., Ramadhani, K. N., & Sthevanie, F. (2020). Klasifikasi Ras pada Kucing menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network(CNN).

 Jurnal Tugas Akhir Fakultas Informatika, 8(1), 715–730.
- Aggarwal, C. C. (2018). Neural Networks and Deep Learning. In *Neural Networks* and *Deep Learning*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-94463-0
- Atila, Ü., Uçar, M., Akyol, K., & Uçar, E. (2021). Plant leaf disease classification using EfficientNet deep learning model. *Ecological Informatics*, 61(September 2020), 101182. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101182
- Batik, D., Kawung, T., & Parmono, K. (2013). Nilai Kearifan Lokal Dalam Batik

 Tradisional Kawung. *Jurnal Filsafat*, 23(2), 134–146.

 https://doi.org/10.22146/jf.13217
- Di, W., Bhardwaj, A., & Wei, J. (2018). Deep Learning Essentials. In *Packt Publishing*.
- Fang, Z., Wang, J., Wang, L., Zhang, L., Yang, Y., & Liu, Z. (2021). SEED: Self-supervised Distillation For Visual Representation.
- Fibrianda, M. F., & Bhawiyuga, A. (2018). Analisis Perbandingan Akurasi Deteksi Serangan Pada Jaringan Komputer Dengan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(9), 3112–3123.
- Furusho, Y., Lee, W. S., & Suzuki, T. (2019). ResNet and Batch-normalization Improve Data Separability. *Proceedings of Machine Learning Research*, 101, 94–108.
- Geron, A. (2019). Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & Tensorflow. In N. Tache (Ed.), O'reilly Media, Inc. https://doi.org/10.1201/9780367816377

Riau



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

sebagian atau seluruh karya tulis

- Gultom, Y., Arymurthy, A. M., & Masikome, R. J. (2018). Batik Classification using Deep Convolutional Network Transfer Learning. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informasi*, 11(2), 59. https://doi.org/10.21609/jiki.v11i2.507
- Guo, Y., Shi, H., Kumar, A., Grauman, K., Rosing, T., & Feris, R. (2019). Spottune:

 Transfer learning through adaptive fine-tuning. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019-June, 4800–4809. https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00494
- Harvey, S., & Harvey, R. (1998). An introduction to artificial intelligence. *Appita Journal*, 51(1). https://doi.org/10.2514/6.1994-294
- Hasma, Y. A., & Silfianti, W. (2018). Implementasi Deep Learning Menggunakan

 Framework Tensorflow Dengan Metode Faster Regional Convolutional

 Neural Network Untuk Pendeteksian Jerawat. *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan*Rekayasa, 23(2), 89–102. https://doi.org/10.35760/tr.2018.v23i2.2459
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016-Decem, 770–778. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90
- Kingma, D. P., & Ba, J. L. (2015). Adam: A method for stochastic optimization.

 3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 Conference Track Proceedings, 1–15.
- Löshchilov, I., & Hutter, F. (2019). Decoupled weight decay regularization. 7th International Conference on Learning Representations, ICLR 2019.
- Mawan, R. (2020). Klasifikasi motif batik menggunakan Convolutional Neural Network. *Jnanaloka*, 45–50. https://doi.org/10.36802/jnanaloka.2020.v1-no1-2
- On, X., Yan, P., Zhang, Y., Tu, B., Zhang, G., Wu, J., & Li, W. (2019). Moving Object Detection Method via ResNet-18 with Encoder-Decoder Structure in Complex Scenes. *IEEE Access*, 7, 108152–108160. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2931922

Riau



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

sebagian atau seluruh karya tulis

Patil, R., Patil, V., Bahuguna, A., & Datkhile, G. (2021). Indian Sign Language

Recognition using Convolutional Neural Network. *ITM Web of Conferences*,

40(July), 03004. https://doi.org/10.1051/itmconf/20214003004

Prathama, A. Y. (2018). Pendekatan Ann (Artificial Neural Network) Untuk

Penentuan Prosentase Bobot Pekerjaan Dan Estimasi Nilai Pekerjaan Struktur

Pada Rumah Sakit Pratama. *Jurnal Teknosains*, 7(1), 14.

https://doi.org/10.22146/teknosains.30139

Rasyidi, M. A., & Bariyah, T. (2020). Batik pattern recognition using convolutional neural network. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(4), 1430–1437. https://doi.org/10.11591/eei.v9i4.2385

- Refianti, R., Mutiara, A. B., & Priyandini, R. P. (2019). Classification of melanoma skin cancer using convolutional neural network. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(3), 409–417. https://doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0100353
- Sindar, A., & Sitorus, M. (2020). Machine Learning Prediksi Karakter Pengguna Hashtag (#) Bahasa Generasi Milenial di Sosial Media. *Informatics Indonesian Journal of Applied*, 4, 165–171.
- Samahasan, S. (2020). Object Detection using Deep Learning Algorithm CNN.

 International Journal for Research in Applied Science and Engineering

 Technology, 8(7), 1578–1584. https://doi.org/10.22214/ijraset.2020.30594
- Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. *36th International Conference on Machine Learning, ICML 2019*, *2019-June*, 10691–10700.
- Tumewu, S. F., Setiabud, D. H., & Sugiarto, I. (2020). Klasifikasi Motif Batik menggunakan metode Deep Convolutional Neural Network dengan Data Augmentation. *Jurnal Infra*, 8(2), 189–194.
- Yang, Y., Zhang, L., Du, M., Bo, J., Liu, H., Ren, L., Li, X., & Deen, M. J. (2021).

 A comparative analysis of eleven neural networks architectures for small datasets of lung images of COVID-19 patients toward improved clinical

decisions. Computers in Biology and Medicine, 139(May), 104887. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104887

Zafar, I., Tzanidou, G., Burton, R., Patel, N., & Araujo, L. (2018). Hands-On pta Convolutional Neural Networks with TensorFlow. Hands-On In Convolutional Neural Networks with TensorFlow. milik

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

0

На

 \subset Z S Sn

Z a

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

LAMPIRAN

0

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

⊥ A Batik Betawi





















B. Batik Cendrawasih

























C. Batik Megamendung













D. Batik Parang





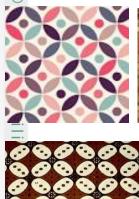
Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

- Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber: Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau. b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.



E. Batik Kawung







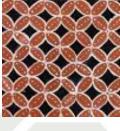












State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

- . Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau. . Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



DAFTAR RIWAYAT HIDUP

0 I 9 ~ CIP milk Z S Sn

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang

mengutip sebagian atau seluruh karya tulis



MAHFUZON AKHIAR lahir di Pekanbaru pada tanggal 21 Maret 1999. Mahfuzon merupakan anak kedua dari pasangan Bapak Mufti Alfusari dan Ibu Rismawati. Mahfuzon merupakan anak kedua dari dua bersaudara.

Mahfuzon menyelesaikan Pendidikan sekolah dasar di SD Islam Terpadu Amanah pada tahun 2011 berlanjut ke bangku MTS Negeri Model Sungai Penuh yang selesai pada tahun 2014. Lalu dilanjutkan di MAN 1 Sungai Penuh.

N Pada tahun 2017 Mahfuzon melanjutkan pendidikannya ke jenjang perguruan tinggi di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau dengan megambil program studi Teknik Informatika pada Fakultas Sains dan Teknologi. Pada pertengahan kuliah, Mahfuzon melaksanakan kegiatan magang di salah satu startup di Pekanbaru yaitu Garuda Cyber Indonesia (GCI) yang berlangsung selama dua bulan. Kegiatan yang dilakukan di GCI yaitu menjadi copywriter untuk tiap-tiap artikel yang diterbitkan oleh GCI, dan juga turut serta dalam pengembangan sistem pendaftaran peserta magang yang ada di GCI. Setelah selesai magang, Mahfuzon melakukan penelitian mengenai Deep Learning di Lab Pusat Teknologi Informasi dan Pangkalan Data yang ada di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

tate Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau