

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

***DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI B-ACUTE
LYMPHOBLASTIC LEUKEMIA CELL MENGGUNAKAN
ARSITEKTUR DENSENET121***

TUGAS AKHIR

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

Oleh

ROZI ZAPUTRA
11651101318



UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM

PEKANBARU

2023

LEMBAR PERSEJUTUAN

DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI *B-ACUTE* *LYMPHOBLASTIC LEUKEMIA CELL* MENGGUNAKAN ARSITEKTUR DENSENET121

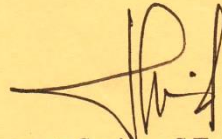
TUGAS AKHIR

Oleh

ROZI ZAPUTRA
11651101318

Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 17 Juli 2023

Pembimbing I



Suwanto Sanjaya, S.T., M.Kom.

NIP. 130 517 103

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

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

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

LEMBAR PENGESAHAN

DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI B-ACUTE LYMPHOBLASTIC LEUKEMIA CELL MENGGUNAKAN ARSITEKTUR DENSENET121

Oleh

ROZI ZAPUTRA
11651101318

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


Pekanbaru, 17 Juli 2023

Mengesahkan,

Ketua Jurusan,


Iwan Iskandar, M.T.

NIP. 19821216 201503 1 003


Dekan,

Dr. Hartono, M.Pd.

NIP. 19640301 199203 1 003

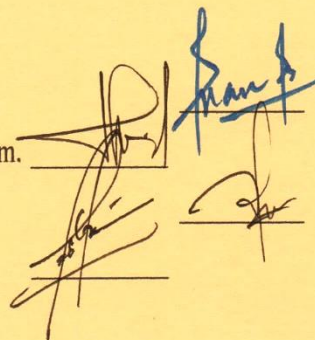
DEWAN PENGUJI

Ketua : Iwan Iskandar, M.T.

Pembimbing I : Suwanto Sanjaya, S.T., M.Kom.

Penguji I : Muhammad Affandes, M.T.

Penguji II : Fitri Insani, S.T., M.Kom.



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

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : ROZI ZAPUTRA
NIM : 11651101318
Tempat/Tgl. Lahir : Duri / 08 Oktober 1997
Fakultas : Sains dan Teknologi
Prodi : Teknik Informatika
Judul Skripsi : DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI B-ACUTE LYMPHOBLASTIC
LEUKEMIA CELL MENGGUNAKAN ARSITEKTUR DENSENET121

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa:

1. Penulisan Skripsi dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
2. Semua kutipan pada karya tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.
3. Oleh karena itu Skripsi saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.
4. Apa bila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam penulisan Skripsi saya tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan perundang-undangan.

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

Pekanbaru, 17 Juli 2023
Yang membuat pernyataan



ROZI ZAPUTRA
NIM : 11651101318

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.

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

LEMBAR PERNYATAAN

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 terdapat dalam naskah ini dan disebutkan didalam daftar pustaka.

Pekanbaru, 17 Juli 2023

Yang membuat pernyataan,

Rozi Zaputra

NIM. 11651101318

UIN SUSKA RIAU

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

LEMBAR PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan penuh rasa syukur kepada Allah Subhaanallahu Wata'ala

Ayah dan Ibu Tercinta

Terima kasih yang sebesar-besarnya kepada kedua orang tua tercinta saya. Kata-kata tidak akan pernah cukup untuk mengungkapkan rasa terima kasih saya atas semua dukungan yang telah Anda berikan selama perjalanan perkuliahan saya.

Dosen Pembimbing Tugas Akhir

Seiring dengan penyelesaian perjalanan perkuliahan saya, saya ingin mengungkapkan rasa terima kasih yang dalam kepada pembimbing saya yang luar biasa. Terima kasih telah memberikan bimbingan, inspirasi, dan dukungan yang tak ternilai selama penulisan Tugas Akhir saya.

Bapak-Ibu Dosen

Terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Bapak dan Ibu dosen. Dukungan, bimbingan, dan pengetahuan yang Bapak dan Ibu berikan telah membantu saya dalam perjalanan perkuliahan saya. Saya sangat menghargai dedikasi dan komitmen Bapak dan Ibu untuk memastikan kami berhasil.

Teman-teman Seangkatan Teknik Informatika 2016

Terima kasih kepada teman-teman seangkatan Teknik Informatika 2016! Bersama-sama, kita telah melewati tantangan dan perjuangan dalam perjalanan ini. Terima kasih atas dukungan, kerjasama, dan kenangan indah yang telah kita bagi bersama. Kalian membuat pengalaman perkuliahan ini lebih berarti dan tak terlupakan. Terima kasih sudah menjadi teman sekaligus keluarga selama ini.

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

ABSTRAK

Leukemia adalah jenis kanker yang mempengaruhi sel darah putih dan memiliki tingkat kesembuhan yang rendah di Indonesia. Beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi Leukemia, tetapi ada kelemahan pada arsitektur yang digunakan. Oleh karena itu, penelitian ini memilih DenseNet121 karena memiliki efisiensi belajar yang tinggi dan bobot yang lebih ringan. Eksperimen ini juga akan mengoptimalkan *Tuning Hyperparameter* untuk meningkatkan akurasi dan waktu komputasi. Percobaan dilakukan menggunakan berbagai *optimizer* seperti Adam, SGD, RMSprop, Adadelta, dan Adagrad dengan variasi *learning rate* dan *epoch* 50 serta *batch size* 32. Nilai akurasi tertinggi yang berhasil dicapai untuk klasifikasi Leukemia menggunakan arsitektur DenseNet121 adalah sebesar 83,59%, dengan menggunakan *optimizer* SGD pada *learning rate* 0,1.

Kata kunci: *Convolutional Neural Network*, DenseNet121, *Hyperparameter Tuning*, *Optimizer*, *Learning rate*.

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

ABSTRACT

Leukemia is a type of cancer that affects white blood cells and has a low cure rate in Indonesia. Some previous studies have used the Convolutional Neural Network (CNN) method for Leukemia classification, but there are weaknesses in the architecture used. Therefore, this research chooses DenseNet121 because it has high learning efficiency and lighter weight. This experiment will also optimize Hyperparameter Tuning to improve accuracy and computation time. Experiments were conducted using various optimizers such as Adam, SGD, RMSprop, Adadelta, and Adagrad with a variation of learning rate and epoch 50 and batch size 32. The highest accuracy value achieved for Leukemia classification using DenseNet121 architecture is 83.59%, using SGD optimizer at learning rate 0.1.

Keywords: Convolutional Neural Network, DenseNet121, Hyperparameter Tuning, Optimizer, Learning rate.

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

KATA PENGANTAR

Assalamu 'alaikum wa rohmatullohi wa barokatuh.

Alhamdulillahillobbil'alamin, tak henti-hentinya kami ucapkan kehadiran Allah *Subhanahu wa ta'ala*, yang dengan rahmat dan hidayah-Nya kami mampu menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan baik. Tidak lupa bershalawat kepada Nabi dan Rasul-Nya, Nabi Muhammad *Sholallohu 'alaihi wa salam*, yang telah membimbing kita sebagai umatnya menuju jalan kebaikan.

Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar sarjana pada jurusan Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Banyak sekali pihak yang telah membantu kami dalam penyusunan laporan ini, baik berupa bantuan materi ataupun berupa motivasi dan dukungan kepada kami. Semua itu tentu terlalu banyak bagi kami untuk membalasnya, namun pada kesempatan ini kami hanya dapat mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Hairunas, 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. Ibu Okfalisa, S.T., M.Sc., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan nasehat selama perkuliahan.
5. Bapak Suwanto Sanjaya, S.T., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing I Tugas Akhir yang selalu meluangkan waktu, memberikan ilmu, nasehat, saran, serta sabar membimbing penulis hingga tugas akhir ini selesai.
- Bapak Muhammad Affandes, M.T. selaku Dosen Penguji I yang telah banyak memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan tugas akhir ini.
- Ibu Fitri Insani, S.T., M.Kom. selaku Dosen Penguji II yang telah banyak memberikan saran demi kemajuan dan penyempurnaan dalam pengerjaan tugas akhir ini.

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

Seluruh Dosen Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang banyak memberikan ilmu, dan arahan selama perkuliahan. Semoga ilmu yang bapak dan ibu berikan bermanfaat bagi penulis dan seluruh mahasiswa.

Khususnya untuk kedua orang tua tercinta dan tersayang Bapak Badrizal dan Ibu Elimarni 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 kelak didunia maupun di akhirat kelak, Aamiin.

10. Seluruh teman-teman TIF C 2016 dan angkatan TIF 2016 yang selalu membantu selama perkuliahan. Semoga kita semua sukses, semoga silaturahmi kita tetap terjalin, Aamiin.
11. Seluruh pihak yang tidak bisa penulis sebutkan pada kesempatan kali ini. Penulis mengucapkan ribuan terima kasih karna telah banyak membantu sehingga tugas akhir dapat terselesaikan.

Kami menyadari bahwa dalam penulisan laporan ini masih banyak kesalahan dan kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang sifatnya membangun sangat kami harapkan untuk kesempurnaan laporan ini. Akhirnya kami berharap semoga laporan ini dapat memberikan sesuatu yang bermanfaat bagi siapa saja yang membacanya.

Wassalamu'alaikum wa rohmatullohi wa barokatuh

Pekanbaru, 17 Juli 2023

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSEJUTUAN	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL.....	v
LEMBAR PERNYATAAN	vi
LEMBAR PERSEMBAHAN	vii
ABSTRAK	viii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR.....	x
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
DAFTAR TABEL	xvi
DAFTAR RUMUS	xvii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II KAJIAN PUSTAKA	5
2.1 Kajian Metode	5
2.1.1 <i>Deep Learning</i>	5
2.1.2 <i>Deep Learning</i> Terhadap Kasus Leukemia	6
2.2 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	6
2.2.1 <i>Convution Layer</i>	7
2.2.2 <i>Polling Layer</i>	9
2.2.3 <i>Activation Layer</i>	10
2.2.4 <i>Flatten</i>	12
2.2.5 <i>Dropout Regularization</i>	12

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

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

2.2.6 <i>Softmax</i>	13
2.2.7 <i>CNN Architecture</i>	14
2.2.8 <i>DenseNet</i>	14
2.2.9 <i>Densenet Terhadap Leukemia</i>	17
2.3 <i>Tuning Hyperparameter</i>	17
2.4 Penelitian Terkait	17
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	20
3.1 Pengumpulan Data	20
3.2 <i>Preprocessing</i>	21
3.3 <i>Tuning Hyperparameter</i>	21
3.4 <i>Deep Learning</i>	21
3.5 Evaluasi dan Analisis	23
3.6 Kesimpulan.....	24
BAB IV PEMBAHASAN.....	25
4.1 Pengumpulan Data	25
4.2 <i>Preprocessing</i>	25
4.3 <i>Deep Learning</i>	25
4.4 <i>Tuning Hyperparameter</i>	25
4.5 Implementasi	26
4.6 Evaluasi dan Analisis	37
4.6.1 Hasil uji coba dengan <i>Optimizer Adam</i>	37
4.6.2 Hasil uji coba dengan <i>Optimizer SGD</i>	41
4.6.3 Hasil uji coba dengan <i>Optimizer RMSprop</i>	46
4.6.4 Hasil Uji coba dengan <i>Optimizer Adadelta</i>	50
4.6.5 Hasil Uji coba dengan <i>Optimizer Adagrad</i>	55
4.6.6 Hasil Seluruh Pengujian menggunakan <i>Optimizer</i> dan variasi LR..	59
BAB V KESIMPULAN	61
5.1 Kesimpulan.....	61
5.2 Saran.....	61
DAFTAR PUSTAKA	62
DAFTAR RIWAYAT HIDUP	65

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

Gambar 30 Grafik Akurasi dan Loss SGD dengan LR 0,001	42
Gambar 31 Grafik Akurasi dan Loss SGD dengan LR 0,00001	43
Gambar 32 <i>Confusion matrix Optimizer</i> SGD dengan LR 0,1	43
Gambar 33 <i>Confusion matrix Optimizer</i> SGD dengan LR 0,001	44
Gambar 34 <i>Confusion matrix Optimizer</i> SGD dengan LR 0,00001	44
Gambar 35 Grafik Akurasi dan Loss RMSprop dengan LR 0,1	46
Gambar 36 Grafik Akurasi dan Loss RMSprop dengan LR 0,001	47
Gambar 37 Grafik Akurasi dan Loss RMSprop dengan LR 0,00001	47
Gambar 38 <i>Confusion matrix Optimizer</i> RMSprop dengan LR 0,1	48
Gambar 39 <i>Confusion matrix Optimizer</i> RMSprop dengan LR 0,001	48
Gambar 40 <i>Confusion matrix Optimizer</i> RMSprop dengan LR 0,001	49
Gambar 41 Grafik Akurasi dan Loss Adadelata dengan LR 0,1	51
Gambar 42 Grafik Akurasi dan Loss Adadelata dengan LR 0,001	51
Gambar 43 Grafik Akurasi dan Loss Adadelata dengan LR 0,00001	52
Gambar 44 <i>Confusion matrix Optimizer</i> Adadelata dengan LR 0,1	52
Gambar 45 <i>Confusion matrix Optimizer</i> Adadelata dengan LR 0,001	53
Gambar 46 <i>Confusion matrix Optimizer</i> Adadelata dengan LR 0,00001	53
Gambar 47 Grafik Akurasi dan Loss Adagard dengan LR 0,1	55
Gambar 48 Grafik Akurasi dan Loss Adagard dengan LR 0,001	56
Gambar 49 Grafik Akurasi dan Loss Adagard dengan LR 0,00001	56
Gambar 50 <i>Confusion matrix Optimizer</i> Adagard dengan LR 0,1	57
Gambar 51 <i>Confusion matrix Optimizer</i> Adagard dengan LR 0,001	57
Gambar 52 <i>Confusion matrix Optimizer</i> Adagard dengan LR 0,00001	58

DAFTAR TABEL

Tabel 1 Penelitian Terkait	18
Tabel 2 Data Citra Leukemia	25
Tabel 3 Tabel Skenario <i>Tuning Hyperparameter</i>	26
Tabel 4 <i>Confusion matrix</i> dari <i>optimizer</i> Adam dengan variasi LR	40
Tabel 5 Hasil semua perhitungan <i>optimizer</i> Adam dengan semua LR	41
Tabel 6 <i>Confusion matrix</i> dari <i>optimizer</i> SGD dengan variasi LR	45
Tabel 7 Hasil semua perhitungan <i>optimizer</i> SGD dengan semua LR	46
Tabel 8 <i>Confusion matrix</i> dari <i>optimizer</i> RMSprop dengan variasi LR	49
Tabel 9 Hasil semua perhitungan <i>optimizer</i> RMSprop dengan semua LR	50
Tabel 10 <i>Confusion matrix</i> dari <i>optimizer</i> Adadelata dengan variasi LR	54
Tabel 11 Hasil semua perhitungan <i>optimizer</i> Adadelata dengan semua LR	55
Tabel 12 <i>Confusion matrix</i> dari <i>optimizer</i> Adagard dengan variasi LR	58
Tabel 13 Hasil semua perhitungan <i>optimizer</i> Adagard dengan semua LR	59
Tabel 14 Hasil Seluruh Pengujian dengan variasi <i>Optimizer</i> dan variasi LR	59

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

DAFTAR RUMUS

Rumus 1 <i>Convolution</i>	8
Rumus 2 <i>Sigmoid</i>	10
Rumus 3 <i>Tanh</i>	10
Rumus 4 <i>ReLu</i>	11
Rumus 5 <i>Softmax</i>	13
Rumus 6 <i>Accuracy</i>	23
Rumus 7 <i>Precision</i>	23
Rumus 8 <i>Recall</i>	23
Rumus 9 <i>Specificity</i>	23
Rumus 10 <i>F1-Score</i>	23

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

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Leukemia adalah jenis kanker yang terkait dengan sel darah putih yang berasal dari sumsum tulang dan dapat menyerang anak-anak maupun orang dewasa. Leukemia diklasifikasikan menjadi dua kategori berdasarkan tingkat kecepatan perkembangannya, yaitu akut dan kronis (H. Kassani et al., 2019). Leukemia dapat diklasifikasikan menjadi empat jenis utama yaitu *Acute Lymphoblastic Leukemia* (ALL), *Acute Myeloid Leukemia* (AML), *Chronic Lymphocytic Leukemia* (CLL), dan *Chronic Myeloid Leukemia* (CML) (Habibzadeh et al., 2018).

ALL merupakan kanker akut yang menyerang jutaan orang secara global, kebanyakan anak-anak dengan usia antara 2 dan 5 (Inaba et al., 2013). Pada tahun 2016 terdapat 6.590 kasus baru dengan lebih dari 1.400 kematian karena ALL di Amerika Serikat (Terwilliger & Abdul-Hay, 2017). Di Indonesia, insiden Leukemia diperkirakan terjadi sebanyak 2,5 hingga 4,0 kasus per 100.000 anak, dengan perkiraan 2.000 hingga 3.200 kasus baru ALL setiap tahunnya. Buletin Data dan Jendela Informasi Kesehatan pada tahun 2015 menunjukkan peningkatan jumlah kasus baru Leukemia dari tahun 2010 hingga 2013 (Wolley et al., 2016).

Leukemia merupakan jenis kanker yang memiliki tingkat kejadian tertinggi pada anak-anak. Namun, penanganan penyakit ini di Indonesia masih terbilang kurang optimal, sehingga lebih dari 60 persen anak yang terdiagnosis kanker mengalami stadium lanjut saat penanganan medis dimulai (Ramadhan, 2011). Seiring dengan kemajuan teknologi, beberapa peneliti saat ini sedang melakukan penelitian menggunakan metode komputerasi dalam klasifikasi penyakit, termasuk dalam klasifikasi Leukemia. Salah satu metode yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN).

Pada Januari tahun 2019 (Honnalgere & Nayak, 2019) menerapkan metode CNN pada *Deep Learning* untuk klasifikasi *B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell* dengan akurasi 91,7% menggunakan arsitektur VGG16. Namun, arsitektur VGG16 memiliki kelemahan yaitu memiliki banyak parameter sehingga memakan waktu yang lama. Bobot modelnya besar dan membutuhkan banyak ruang memori untuk

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

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

penyimpanan. Untuk mengurangi kompleksitas ruang dan waktu maka perlu memilih arsitektur yang lebih sederhana dan lebih ringan seperti Densenet, SqueezeNet (Iandola et al., 2016), ataupun ResNet .

Penelitian yang dilakukan oleh (Huang et al., 2017) mengusulkan arsitektur *Dense Convolutional Network* (DenseNet) yang memiliki koneksi langsung antara setiap lapisan. Setiap lapisan menerima fitur map dari semua lapisan sebelumnya sebagai masukan terpisah, dan mengirimkan hasil fitur mapnya ke semua lapisan berikutnya. Pola arsitektur DenseNet ini memungkinkan pembelajaran yang lebih efisien dan memiliki bobot yang lebih ringan untuk dilatih, karena menggunakan koneksi yang lebih pendek antar lapisan. Pada pengujian menggunakan dataset *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) yang berskala besar, DenseNet mencapai akurasi yang setara dengan ResNet dengan menggunakan jumlah parameter kurang dari setengah dari ResNet dan sekitar setengah jumlah operasi FLOP yang dilakukan oleh ResNet (Huang et al., 2017). Pada tahun 2020 (Bibi et al., 2020) menerapkan metode CNN pada Deep Learning untuk mendeteksi dan mengklasifikasi subtype penyakit Leukemia menggunakan arsitektur ResNet34 dan DenseNet121. Pada penelitian tersebut didapatkan bahwa DenseNet121 menghasilkan akurasi lebih tinggi sebesar 99,91% sedangkan ResNet34 menghasilkan akurasi 99,56%.

Pada penelitian (Hidayanti, 2021) menerapkan CNN untuk modifikasi arsitektur Densenet121 dengan *Transfer Learning* Untuk Deteksi Penyakit Tanaman Jagung berdasarkan Citra Daun mendapatkan akurasi yang lebih akurat dan waktu komputasi yang cepat dengan mengeksplorasi pada *Tuning Hyperparameter*, yaitu dengan menguji coba *hyperparameter optimizer* dan *learning rate*. Dalam eksperimen tersebut di dapat akurasi 93,68%.

Berdasarkan uraian diatas, penelitian tugas akhir ini akan melakukan eksperimen yaitu penerapan *Deep Learning* untuk klasifikasi *B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell* menggunakan arsitektur DenseNet121 dan dilakukan Proses *Tuning Hyperparameter*. DenseNet121 dipilih dikarenakan menghasilkan jaringan pembelajaran lebih efisien dan memiliki bobot yang lebih ringan untuk dilatih, karena menggunakan koneksi yang lebih pendek antar lapisan. Dalam penelitian (Bibi et al., 2020) juga didapatkan bahwa DenseNet121 menghasilkan akurasi yang

lebih tinggi sebesar 99,91% sedangkan ResNet34 menghasilkan akurasi 99,56%. Proses *Tuning Hyperparameter* dilakukan agar akurasi dan waktu komputasi jadi lebih akurat (Hidayanti, 2021).

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah yang didapat berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan adalah bagaimana metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan menggunakan arsitektur DenseNet121 dapat diterapkan untuk melakukan klasifikasi pada jenis sel *B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell* dan bagaimana tingkat akurasi dari metode CNN dengan arsitektur DenseNet121 dalam melakukan klasifikasi *B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell* dapat diukur dan dievaluasi.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah digunakan untuk membatasi pembahasan yang akan disampaikan pada laporan penelitian, antara lain:

1. Dataset yang digunakan adalah dataset publik berjumlah 10661 gambar, dengan rincian 7272 sel ALL (Leukemia) dan 3389 sel HEM (Normal).
2. Jumlah kelas pada dataset sebanyak 2 kelas (sel ALL dan sel HEM)
3. *Setting Hyperparameter* yang digunakan ialah *optimizer* dan *learning rate*.
4. Arsitektur yang dipakai adalah DenseNet121.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan menggunakan arsitektur DenseNet121 untuk melakukan klasifikasi pada jenis sel Leukemia.
2. Menentukan *hyperparameter* yang optimal untuk klasifikasi Leukemia menggunakan arsitektur DenseNet121.
3. Mengukur tingkat akurasi dari arsitektur CNN DenseNet121 dalam melakukan klasifikasi Leukemia.

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

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

1.5 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian yang ingin dicapai, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat dalam bidang akademik. Secara khusus, manfaat tersebut ditujukan untuk memperkaya pengetahuan dan teknologi mengenai arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) khususnya DenseNet121 dalam melakukan klasifikasi sel *B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell*. Selain itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan untuk penelitian berikutnya dan menjadi model klasifikasi yang optimal dalam konteks penelitian terapan.

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

BAB II KAJIAN PUSTAKA

2.1 Kajian Metode

2.1.1 *Deep Learning*

Deep Learning adalah bagian dari metodologi *Machine Learning* (ML) yang menggunakan jaringan syaraf tiruan. ML hanya berfokus pada cara komputer belajar tanpa terprogram secara spesifik (Gulli & Pal, 2017). *Deep learning* merupakan bentuk pembelajaran dari *deep neural network*. Sebuah jaringan disebut dalam karena memiliki banyak lapisan.

Deep neural network merupakan bentuk dari jaringan syaraf tiruan yang memiliki banyak layar. Biasanya terdiri dari 3 lapisan atau lebih. Dalam *deep neural network*, estimasi parameter sulit dilakukan karena jaringan ini memiliki banyak lapisan dan sinapsis (Putra, 2019).

Deep learning dapat mengatasi masalah yang tidak dapat dipecahkan oleh *perceptron multilayer* dengan menemukan hubungan tersembunyi antara input dan output. Dalam *deep neural network*, terdapat proses transformasi yang kompleks di mana input diubah menjadi representasi yang lebih tingkat dengan struktur hierarkis melalui lapisan tersembunyi. Pembelajaran dalam *deep learning* seringkali membutuhkan waktu yang lebih lama karena melibatkan banyak parameter. Namun, hal ini dapat diatasi dengan menggunakan teknik regularisasi, pembelajaran sekuensial, atau *autoencoder*. Salah satu teknik umum yang digunakan adalah pembelajaran sekuensial, di mana jaringan neural dibangun secara bertahap dengan menambahkan lapisan-lapisan baru. Misalnya, jaringan neural dapat mulai dilatih dengan tiga lapisan, kemudian satu lapisan tambahan ditambahkan untuk membuatnya menjadi jaringan empat lapisan, dan seterusnya. (Putra, 2019).

Algoritma yang diterapkan dalam *feature engineering* memiliki kemampuan untuk menemukan pola frekuensi yang signifikan dalam membedakan kelas dalam pembelajaran mendalam. Metode CNN sangat efektif dalam mengekstraksi fitur yang relevan dari gambar ke tingkat berikutnya dan

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

menghasilkan hipotesis non-linear yang meningkatkan kompleksitas model. Namun, model yang kompleks tersebut memerlukan waktu pelatihan yang lebih lama. Oleh karena itu, penggunaan GPU (*Graphics Processing Unit*) dalam dunia *deep learning* menjadi umum dan tersebar luas. GPU dapat memberikan kecepatan dan efisiensi yang lebih tinggi dalam melatih model yang kompleks tersebut. (Danukusumo & Pudi, 2017).

21.2 *Deep Learning* Terhadap Kasus Leukemia

Penelitian terkait *Deep Learning* mengenai kasus Leukemia sebelumnya telah dilakukan oleh (Honnalgere & Nayak, 2019). Dalam penelitian ini menerapkan *Deep Learning* untuk klasifikasi *B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell* menggunakan VGG16 dengan model yang telah dilatih dengan data Imagenet. Namun, arsitektur VGG16 memiliki kelemahan yaitu memiliki banyak parameter sehingga memakan waktu yang lama.

Penelitian berikutnya tentang Leukemia menggunakan *Deep Learning* oleh (Claro et al., 2020). Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasi tiga kelas penyakit Leukemia, yaitu ALL, AML, dan HBS (*Healthy Blood Slides*). Eksperimen dilakukan menggunakan 16 dataset dengan 2.415 gambar, dan menghasilkan akurasi 97,18% dan presisi 97,23%.

22 *Convolutional Neural Network* (CNN)

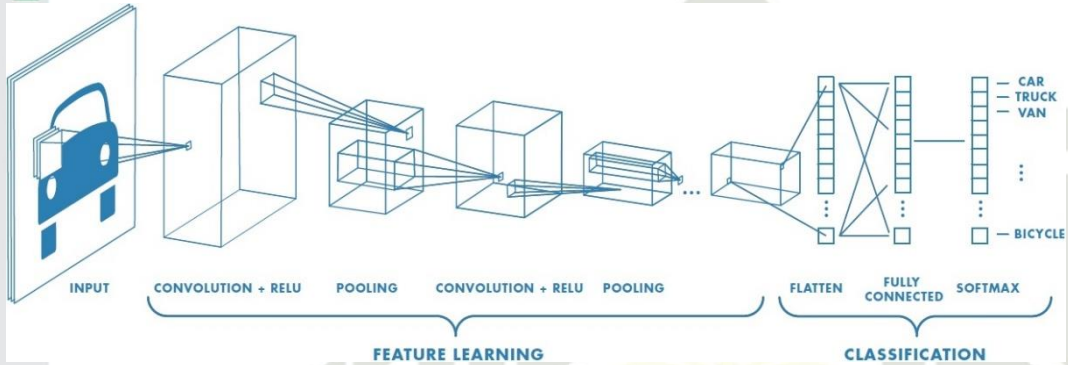
Convolutional Neural Network (CNN) adalah perkembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang dirancang khusus untuk memproses data dua dimensi. Dalam klasifikasi CNN, ia dikategorikan sebagai *deep neural network* karena memiliki banyak lapisan yang mendalam. Metode ini secara luas digunakan dalam pengolahan data citra (Eka Putra, 2016). Konsep awal dari CNN diperkenalkan sebagai *NeoCognitron* oleh Kunihiko Fukushima, seorang peneliti di *NHK Broadcasting Science Research Laboratories*, Kinuta, Setagaya, Tokyo, Jepang (Fukushima, 1980).

CNN terdiri dari tiga lapisan utama, yaitu lapisan masukan (*input layer*), lapisan keluaran (*output layer*), dan lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Pada lapisan tersembunyi, terdapat beberapa jenis lapisan yang disusun secara

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

bertumpuk. Beberapa lapisan tersebut termasuk *convolutional layer*, *pooling layers*, *normalization layer*, *ReLU layer*, *fully connected layer*, dan *loss layer*. Arsitektur CNN memiliki tiga dimensi, yaitu lebar (*width*), tinggi (*height*), dan kedalaman (*depth*). Dimensi lebar dan tinggi merepresentasikan dimensi citra, sedangkan kedalaman mencakup tiga kanal warna citra (merah, hijau, biru - RGB) (Suyanto, 2018).



Gambar 1 Ilustrasi CNN

Sumber : (mathworks.com)

Berdasarkan ilustrasi di atas, tahap awal dalam arsitektur CNN adalah tahap konvolusi, di mana sebuah kernel dengan ukuran tertentu digunakan untuk menghitung fitur-fitur yang dihasilkan. Jumlah kernel yang digunakan tergantung pada jumlah fitur yang ingin ditemukan. Setelah tahap konvolusi, dilanjutkan dengan fungsi aktivasi, yang umumnya menggunakan fungsi ReLU (*Rectifier Linear Unit*). Selanjutnya, hasil dari fungsi aktivasi akan melalui tahap *pooling*. Proses ini diulang beberapa kali untuk menghasilkan peta fitur yang akan diteruskan ke *fully connected neural network*. Pada tahap terakhir, dilakukan aktivasi *softmax* untuk menghasilkan nilai probabilitas bagi setiap kelas, sehingga data dapat diklasifikasikan ke dalam kelas dengan probabilitas tertinggi. (Ker et al., 2017).

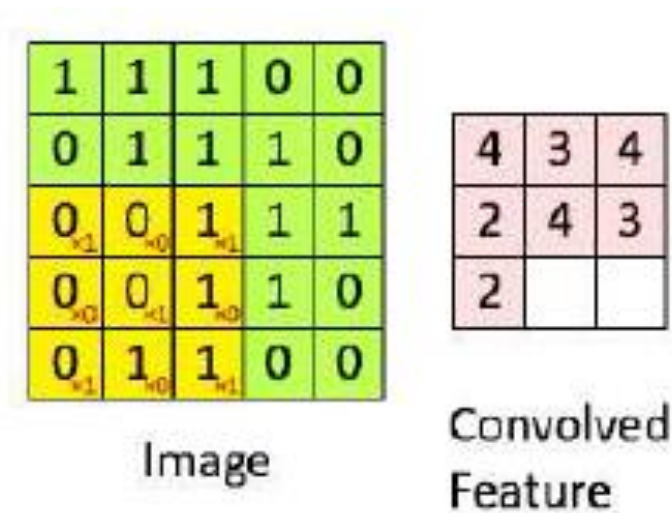
2.2.1 Convution Layer

Konvolusi adalah suatu istilah matematis yang berarti menerapkan fungsi berulang kali ke *output* fungsi lain. Dalam pengolahan citra, konvolusi berarti menambahkan sebuah kernel (kotak hijau) pada citra disemua offset yang memungkinkan seperti Gambar 2 dibawah (Eka Putra, 2016). Kotak hijau secara keseluruhan merupakan citra yang akan mengalami konvolusi. Kernel bergerak dari

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

sudut kiri atas ke sudut kanan bawah. Hasil konvolusi dari citra tersebut dapat dilihat pada gambar di sebelah kanan. Ilustrasi operasi konvolusi ini dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 2 Ilustrasi Operasi Konvolusi

Tujuan dari konvolusi pada data gambar adalah untuk mengekstraksi fitur-fitur dari gambar input. Konvolusi menghasilkan transformasi linear dari data input dengan mempertimbangkan informasi spasial dalam data tersebut. Bobot pada setiap lapisan dalam CNN menentukan kernel konvolusi yang digunakan, sehingga kernel konvolusi dapat diadaptasi melalui proses pelatihan dengan input yang diberikan.

Operasi konvolusi dapat dianggap sebagai perkalian matriks antara gambar input dan kernel, dengan *output* yang dihasilkan melalui proses perhitungan dot product. Selain itu, keputusan mengenai volume output juga dapat ditentukan melalui penggunaan *hyperparameter* pada setiap lapisan. *Hyperparameter* yang digunakan dalam persamaan berikut ini mempengaruhi jumlah neuron yang diaktifkan pada *output*. Berikut adalah rumus yang digunakan:

$$(W - F + 2P)/(S + 1) \tag{1}$$

Keterangan:

- W = Ukuran volume gambar
- F = Ukuran Filter

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

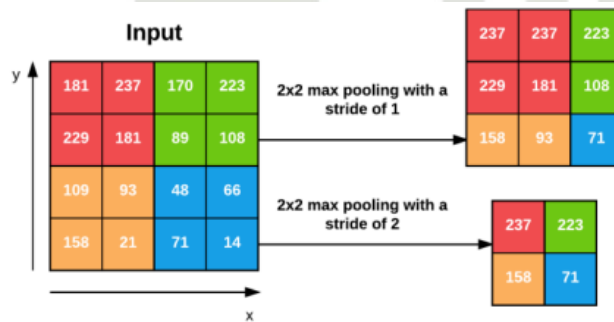
P = Nilai *Padding* yang digunakan
 S = Ukuran Pergeseran (*Stride*)

Berdasarkan persamaan di atas, dapat dihitung ukuran spasial dari volume *output* dimana *hyperparameter* yang dipakai adalah ukuran volume (W), filter (F), *Stride* yang diterapkan (S) dan jumlah *padding* nol yang digunakan (P). *Stride* merupakan nilai yang digunakan untuk menggeser filter melalui input citra dan *Zero Padding* adalah nilai untuk mendapatkan angka nol di sekitar border citra.

2.2.2 Pooling Layer

Pooling Layer atau subsampling adalah proses mereduksi ukuran sebuah data citra. Dalam pengolahan citra, subsampling juga bertujuan untuk meningkatkan invariansi posisi dari fitur (Eka Putra, 2016). Metode *pooling* terbagi menjadi tiga macam yaitu *low pooling* (menggunakan nilai minimum), *average pooling* (menggunakan nilai rata-rata), dan *max pooling* (menggunakan nilai maksimum).

Pooling Layer merupakan fungsi untuk menjaga ukuran data ketika konvolusi, yaitu dengan melakukan *downsampling*. Dengan *pooling*, kita dapat merepresentasikan data menjadi lebih kecil, mudah dikelola dan mudah mengontrol *overfitting*.



Gambar 3 Max-pooling 2x2

Sumber : (Rosebrock, 2017)

Gambar diatas merupakan operasi menggunakan *max-pooling*. *Max-pooling* membagi output dari *convolution layer* menjadi beberapa grid kecil lalu mengambil nilai maksimal dari setiap *grid* untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi

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

seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. *Grid* yang berwarna merah, hijau, kuning dan biru merupakan kelompok *grid* yang akan dipilih nilai maksimumnya. Sehingga hasil dari proses tersebut dapat dilihat pada kumpulan *grid* disebelah kanannya. Proses tersebut memastikan fitur yang didapatkan akan sama meskipun objek citra mengalami pergeseran.

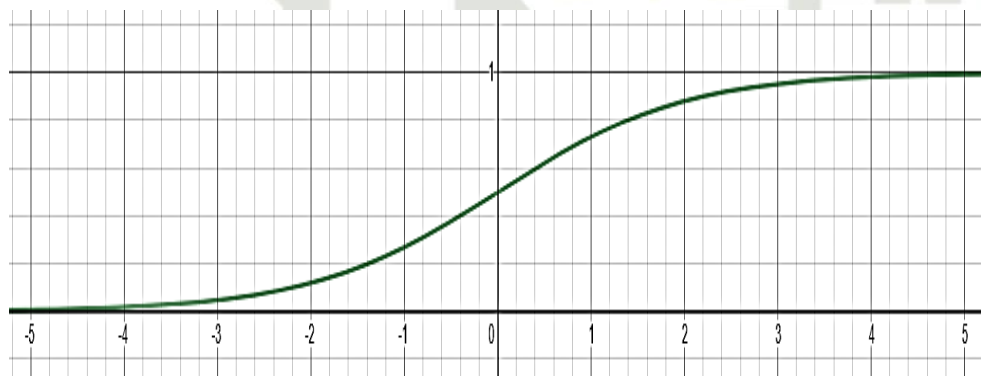
2.2.3 Activation Layer

Activation layer merupakan fungsi yang menggambarkan hubungan antara tingkat aktivitas internal (*summation function*) yang mungkin berbentuk linear ataupun *non-linear*. Fungsi ini dimaksudkan untuk menentukan apakah suatu *neuron* diaktifkan. Berikut adalah beberapa fitur aktivasi berbeda yang dapat Anda gunakan.

1. Sigmoid

Fungsi aktivasi sigmoid merupakan fungsi nonlinear. Masukan untuk fungsi aktivasi ini berupa bilangan asli dan *output* dari fungsi tersebut memiliki nilai 0 sampai 1. Berikut ini grafik fungsi aktivasi sigmoid:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$



Gambar 4 Grafik Sigmoid

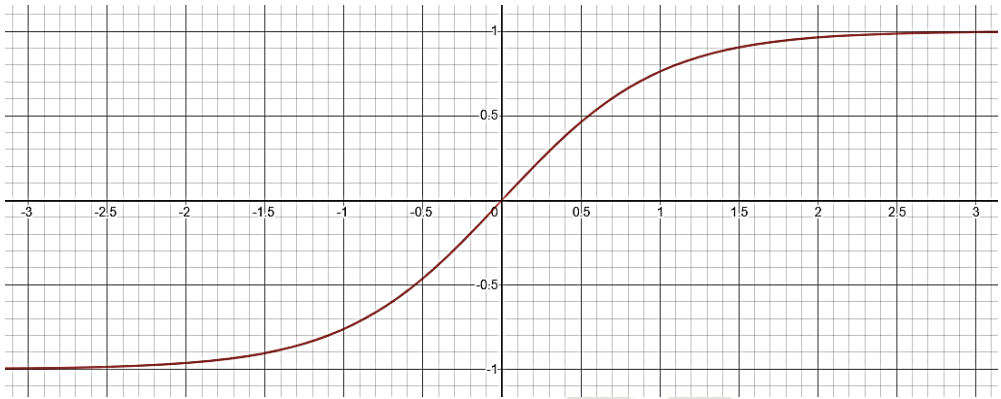
2. Tanh

Tanh merupakan fungsi non-linear yang memiliki nilai keluaran berada dalam nilai -1 dan 1 . *Tanh* memiliki rumus persamaan adalah sebagai berikut:

$$f(x) = \tanh x \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3)$$

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

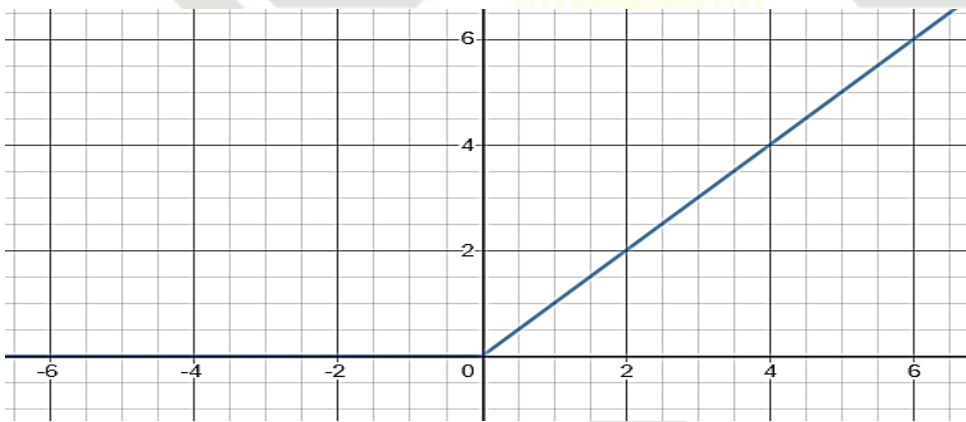


Gambar 5 Grafik Tanh

3. *Rectified linear unit* (ReLU)

Rectified linear unit (ReLU) bersifat non-linear dengan kombinasi linear, sehingga *layers* yang berbeda dapat ditumpuk bersama. Nilai keluarannya berada dalam kisaran 0 hingga tak terbatas. Berikut ini merupakan rumus persamaan pada fungsi ReLU.

$$R(x) = \max(0, x) \quad (4)$$



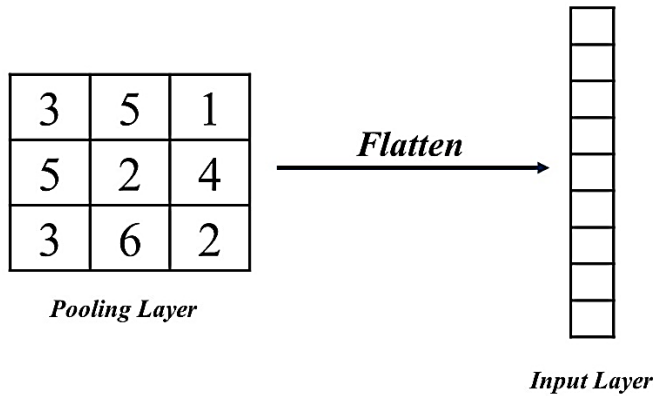
Gambar 6 Grafik ReLU

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

2.2.4 Flatten

Flatten merupakan sebuah fungsi untuk mengubah *output* dari proses *pooling* yang masih berbentuk multidimensional *array* menjadi *array* satu dimensi.



Gambar 7 Flatten

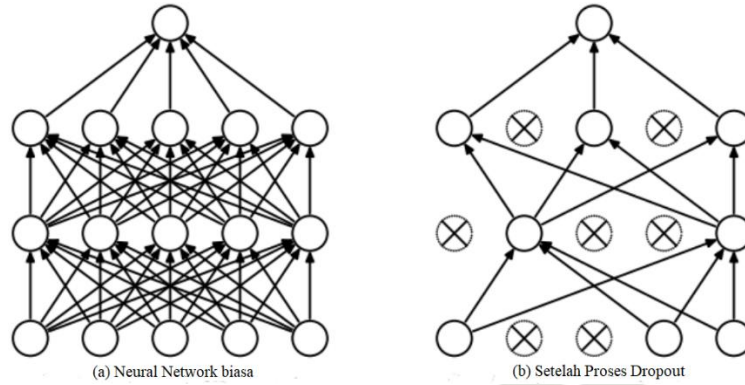
2.2.5 Dropout Regularization

Salah satu masalah umum dalam *machine learning* adalah *overfitting*. *Overfitting* terjadi ketika model "menghafal" data pelatihan dan gagal menggeneralisasi dengan baik saat dihadapkan pada data uji yang berbeda. Untuk mengatasi *overfitting*, ada beberapa pendekatan yang dapat diambil, salah satunya adalah melalui regularisasi. Regularisasi adalah proses pembatasan nilai koefisien model agar tidak terlalu besar. Dalam konteks ini, teknik *dropout* dapat diterapkan.

Dropout merujuk pada penggunaan *dropout* unit pada lapisan-lapisan jaringan saraf (baik lapisan tersembunyi, masukan, maupun keluaran). Teknik ini bertujuan untuk menghindari ketergantungan yang terlalu kuat antar unit dalam jaringan sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi. *Dropout* secara acak menonaktifkan sebagian unit dalam setiap iterasi pelatihan, sehingga jaringan harus belajar secara distribusi dan tidak mengandalkan terlalu banyak pada unit-unit tertentu. Dengan menerapkan *dropout*, model dapat menjadi lebih toleran terhadap variasi dan lebih mampu menggeneralisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya..

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



Gambar 8 Dropout

Dropout adalah teknik regularisasi umum yang diterapkan secara acak "dropping" beberapa *neuron* selama gerakan *forward* and *backward*. Untuk menerapkan *dropout* harus menentukan probabilitas *neuron* yang di *dropped* sebagai sebuah parameter. Dengan dropping *neuron* secara acak, kami memastikan bahwa model dapat melakukannya menggeneralisasi lebih baik dan karenanya menjadi sedikit lebih fleksibel (Y. Xie et al., 2018).

2.2.6 Softmax

Fungsi *softmax* digunakan dalam metode klasifikasi yang melibatkan banyak kelas. Fungsi ini bertujuan untuk mengubah keluaran dari lapisan *fully connected* menjadi probabilitas yang berada dalam rentang 0 hingga 1. *Softmax* biasanya diterapkan pada lapisan terakhir dari jaringan untuk menghasilkan output klasifikasi. (Nurhikmat & Purwaningsih, 2018).

Secara sepsifiknya fungsi ini biasa digunakan pada metode klasifikasi multinomial *logistic regression* dan *multiclass linear discriminant analysis*. Berikut adalah fungsi yang diberikan:

$$f_j(z) = \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}} \quad (5)$$

Keterangan

- j mewakili indeks neuron keluaran (z) yang dihitung
- k mewakili indeks semua neuron dalam kelompok / level.
- z menunjukkan berbagai neuron keluaran.

Notasi f_j menunjukkan hasil fungsi untuk setiap elemen ke- j pada vektor keluaran kelas. Argumen z adalah hipotesis yang diberikan oleh model pelatihan agar dapat diklasifikasi oleh fungsi *Softmax*. *Softmax* memungkinkan kita untuk menghitung probabilitas untuk semua label. Dari label yang ada akan diambil sebuah vektor nilai bernilai asli dan merubahnya menjadi vektor dengan nilai antara nol dan satu yang bila semua dijumlah akan bernilai satu.

22.7 CNN Architecture

Para peneliti yang fokus pada klasifikasi gambar terus berupaya melakukan eksperimen guna mencapai tingkat akurasi yang lebih optimal. Banyak dari mereka yang mengikuti kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition* (ILSVRC), sebuah ajang evaluasi algoritma untuk deteksi objek dan klasifikasi gambar dalam skala besar. Kompetisi ini diadakan setiap tahun oleh ImageNet, sebuah situs yang diakui oleh peneliti di seluruh dunia dalam bidang pengolahan citra. ImageNet menyediakan kumpulan dataset gambar yang diunggah oleh peneliti dari berbagai belahan dunia. Dalam kompetisi ILSVRC, semua metode yang dikembangkan oleh peneliti diuji menggunakan seluruh dataset dari ImageNet. Metode yang berhasil mencapai akurasi tertinggi akan dianggap sebagai pemenang.

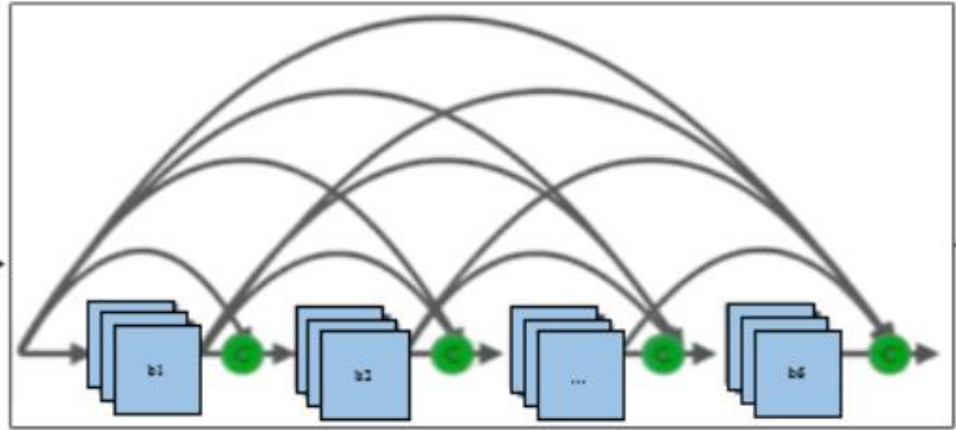
22.8 DenseNet

DenseNet adalah sebuah arsitektur CNN yang dikembangkan berdasarkan ResNet. Dalam DenseNet, setiap lapisan terhubung dengan setiap lapisan lainnya secara *feed-forward*. Hal ini menghasilkan fitur yang lebih beragam dan kompleks, serta memungkinkan penggunaan parameter yang lebih efisien dan komputasi yang lebih cepat karena dapat memanfaatkan pola-pola yang telah dipelajari sebelumnya. Pada setiap lapisan atau blok Dense, peta fitur dari semua lapisan sebelumnya digunakan sebagai input, kemudian diteruskan ke seluruh lapisan berikutnya. Ilustrasi *Dense Blok* dapat dilihat pada gambar berikut:

- Hak Cipta Ditanggung 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.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

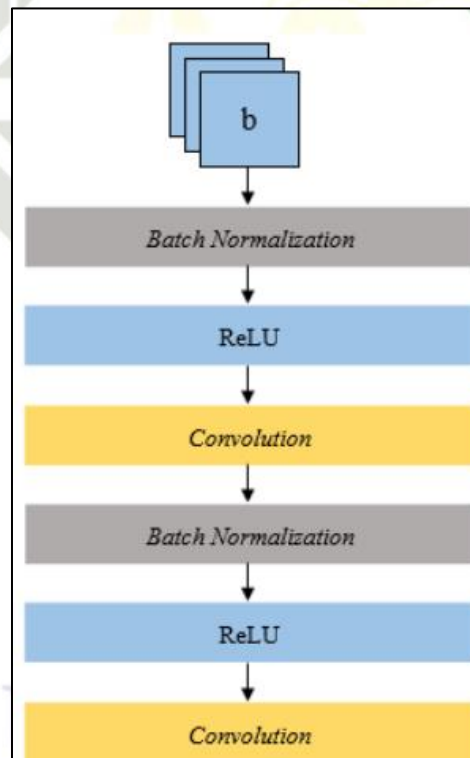
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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



Gambar 9 Gambar Dense Blok

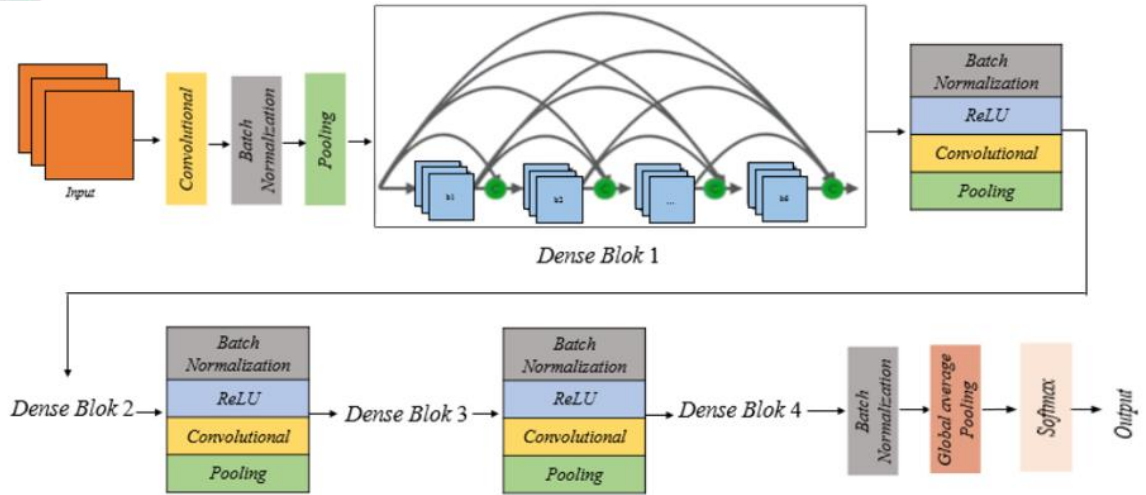
Pada satu *Dense Blok* terdapat beberapa blok yang didalamnya terdiri dari beberapa BN, ReLU, dan *Convolutional*. Ilustrasi jaringan *Dense Blok* dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 10 Ilustrasi jaringan Dense Blok

Dalam blok tersebut terdapat *concatenation layer* sebagai penghubung antara satu blok dengan blok yang lain dengan cara menambahkan dari layer-layer sebelumnya, berbeda halnya dengan ResNet yang hanya menambahkan dari satu

layer sebelumnya saja. Kemudian penghubung antara *Dense Block* terdapat *transition layer* yang terdiri dari *Convolutional* dan *Pooling* kemudian diakhiri dengan *average pooling* dan *softmax*. Berikut adalah ilustrasi lengkap dari DenseNet:



Gambar 11 Ilustrasi DenseNet

DenseNet dapat dibedakan berdasarkan jumlah *layer* yang digunakan, mulai dari 121 *layer*, 169 *layer*, 201 *layer*, sampai 264 *layer*. Ilustrasi dari tiap jumlah *layer*nya dapat dilihat pada gambar berikut:

Layers	Output Size	DenseNet-121	DenseNet-169	DenseNet-201	DenseNet-264
Convolution	112 × 112	7 × 7 conv, stride 2			
Pooling	56 × 56	3 × 3 max pool, stride 2			
Dense Block (1)	56 × 56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$
Transition Layer (1)	56 × 56	1 × 1 conv			
	28 × 28	2 × 2 average pool, stride 2			
Dense Block (2)	28 × 28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$
Transition Layer (2)	28 × 28	1 × 1 conv			
	14 × 14	2 × 2 average pool, stride 2			
Dense Block (3)	14 × 14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 24$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 48$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 64$
Transition Layer (3)	14 × 14	1 × 1 conv			
	7 × 7	2 × 2 average pool, stride 2			
Dense Block (4)	7 × 7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 16$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 48$
Classification Layer	1 × 1	7 × 7 global average pool			
		1000D fully-connected, softmax			

Gambar 12 DenseNet Layer Framework

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

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

2.2.9 Densenet Terhadap Leukemia

Pada tahun 2020 (Bibi et al. 2020) menerapkan metode CNN pada *Deep Learning* untuk mendeteksi dan mengklasifikasi subtype penyakit Leukemia menggunakan arsitektur ResNet34 dan DenseNet121. Data yang dipakai berasal ALL-IDB and ASH image bank. Dalam penelitian tersebut data diaugmentasi berupa *rotation, height shift, width shift, horizontal flip, zoom, and shearing*. Hasil didapatkan dari penelitian adalah DenseNet121 menghasilkan akurasi lebih tinggi sebesar 99,91% sedangkan ResNet34 menghasilkan akurasi 99,56%.

2.3 Tuning Hyperparameter

Hyperparameter adalah parameter yang nilainya ditetapkan sebelum proses training dimulai. Tujuannya adalah untuk mencari nilai hyperparameter yang menghasilkan kinerja model yang optimal (Hidayanti, 2021). Hyperparameter yang dapat dilakukan *Tuning* adalah *Batch Size, Epoch, Learning rate, Optimizer* dan lain-lain.

Pada penelitian (Hidayanti, 2021) metode Convolutional Neural Network (CNN) diterapkan untuk memodifikasi arsitektur Densenet121 dengan menggunakan Transfer Learning untuk deteksi penyakit pada tanaman jagung berdasarkan citra daun. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi yang lebih akurat dan waktu komputasi yang lebih cepat dengan menjelajahi *Tuning Hyperparameter*. Pada eksperimen tersebut, *hyperparameter* yang diuji coba adalah *optimizer* dan *learning rate*. *Optimizer* yang dibandingkan antara lain adalah RMSprop, Adam, SGD, Adagrad, dan AdAdadelta, sedangkan *learning rate* yang diuji coba adalah 0,1 , 0,001, dan 0,00001. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa akurasi yang dicapai adalah 93,68%.

2.4 Penelitian Terkait

Di bawah ini terdapat sebuah tabel yang memuat daftar jurnal-jurnal yang relevan dengan penelitian sebelumnya yang terkait dengan tugas akhir ini.

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

Tabel 1 Penelitian Terkait

No	Tahun	Judul	Nama Peneliti	Metode	Hasil
1	2019 (Honnalgere & Nayak, 2019)	<i>Classification of Normal Versus Malignant Cells in B-ALL White Blood Cancer Microscopic Images</i>	Atmika Honnalgere dan Gaurav Nayak	<i>Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur VGG16</i>	Eksperimen menggunakan VGG16 mendapatkan akurasi sebesar <i>Weighted-F1 Score 0.917072</i>
2	2019 (Marzahl et al., 2019)	<i>Classification of Leukemic B-Lymphoblast Cells from Blood Smear Microscopic Images with an Attention-Based Deep Learning Method and Advanced Augmentation Techniques</i>	Christian Marzahl, Marc Aubreville, Jörn Voigt, dan Andreas Maier	<i>Deep learning on ResNet18 architecture dan Advanced Augmentation Techniques</i>	F1 score 0.8284 di <i>final test set</i> dan 0.8746 di <i>preliminary test set</i>
3	2019 (Shah et al., 2019)	<i>Classification of Normal and Leukemic Blast Cells in B-ALL Cancer Using a Combination of Convolutional and Recurrent Neural Networks</i>	Salman Shah, Wajahat Nawaz, Bushra Jalil dan Hassan Aqeel Khan	Komparasi antara teknik ensemble model dengan CNN dan RNN	Model mencapai akurasi 86,6% pada set tes akhir menggunakan teknik ensemble
4	2019 (Ding et al., 2019)	<i>Deep Learning for Classifying of White Blood Cancer</i>	Yifan Ding, Yujia Yang dan Yan Cui	Menerapkan beberapa arsitektur CNN dan menggunakan metode ensemble bernama	Eksperimen menghasilkan akurasi sebesar <i>Weighted F1 0.8674</i> di <i>preliminary set</i> dan 0.8552 di <i>final set</i>

				<i>stacking</i> untuk meningkatkan kinerja prediksi akhir	
	2019 (Shi et al., 2019)	<i>Ensemble Convolutional Neural Networks for Cell Classification in Microscopic Images</i>	Tian Shi, Longshi Wu, Changhong Zhong, Ruixuan Wang dan Weishi Zheng	Menerapkan metode Ensemble CNN	Mencapai akurasi 86,9% pada <i>preliminary testing</i> dan 87,9% pada <i>final testing</i>
	2019 (Prellberg & Kramer, 2019)	<i>Acute Lymphoblastic Leukemia Classification from Microscopic Images Using Convolutional Neural Networks</i>	Jonas Prellberg dan Oliver Kramer	Klasifikasi menggunakan CNN arsitektur ResNeXt dengan <i>Squeeze</i> dan <i>Excitation</i> modules.	Eksperimen menghasilkan <i>weighted F1</i> 88.91% di <i>test set</i>
	2019 (Kulhalli et al., 2019)	<i>Toward Automated Classification of B-Acute Lymphoblastic Leukemia</i>	Rahul Kulhalli, Chinmay Savadikar dan Bhushan Garware	Klasifikasi menggunakan CNN arsitektur ResNeXt50 dan ResNeXt101	Eksperimen menghasilkan <i>weighted F1</i> 0.857 dengan arsitektur ResNeXt50 dan 0.849 dengan arsitektur ResNeXt101
	2019 (Xiao et al., 2019)	<i>DeepMEN: Multi-model Ensemble Network for B-Lymphoblast Cell Classification</i>	Fenrui Xiao, Ruifeng Kuang, Zhonghong Ou dan Baiqiao Xiong	CNN menggunakan <i>Deep Multi-model Ensemble Network</i> (DeepMEN).	Eksperimen menghasilkan <i>weighted F1-score</i> 0.903 di <i>preliminary test set</i> dan 0.8856 di <i>final test set</i>
	2019 (X. Xie et al., 2019)	<i>Multi-streams and Multi-features for Cell Classification</i>	Xinpeng Xie, Yuexiang Li, Menglu Zhang, Yong Wu dan Linlin Shen	CNN menggunakan ResNetV2 dengan transfer gambar RGB ke HSV	Eksperimen menghasilkan skor F1 83,35%

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

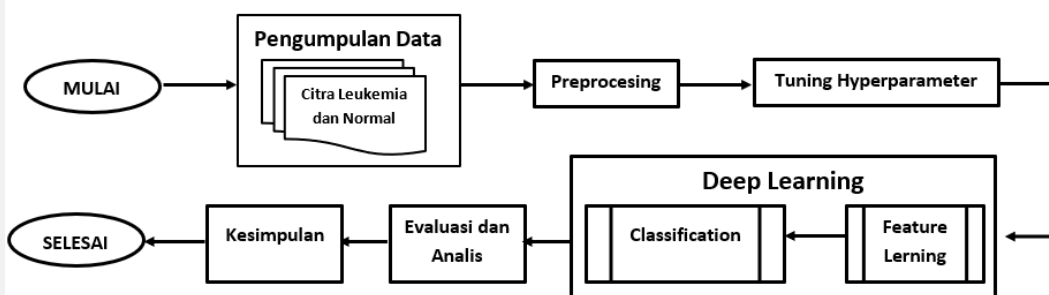
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan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

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

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

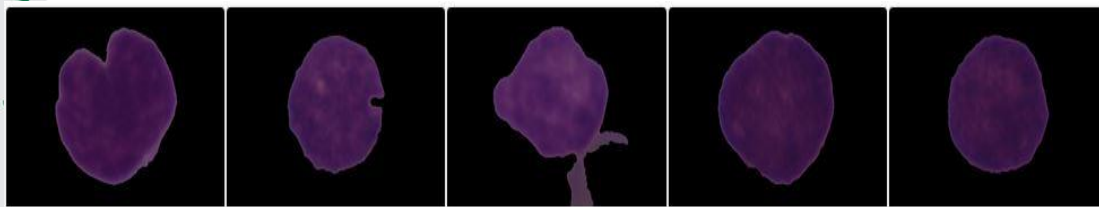
Dalam pelaksanaan penelitian, diperlukan alur yang jelas untuk setiap tahapan yang dilakukan. Metodologi penelitian berfungsi sebagai panduan atau kerangka kerja dalam melakukan penelitian. Alur dari setiap proses menjadi pedoman yang mengarahkan penelitian dari awal hingga selesai. Metodologi penelitian bertujuan untuk memastikan bahwa semua tahapan dilaksanakan secara terstruktur. Berikut ini adalah beberapa tahapan metodologi:



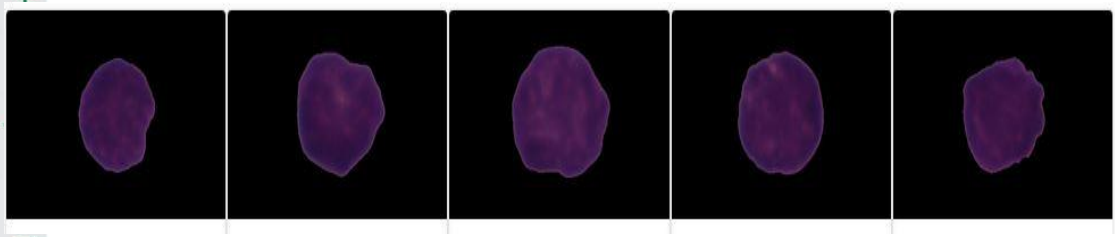
Gambar 13 Diagram Metodologi Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Dalam langkah ini, peneliti mengumpulkan data gambar Leukemia yang akan digunakan sebagai data input. Proses pengumpulan data dilakukan melalui situs Kaggle dengan mengakses URL <https://www.kaggle.com/avk256/cnmc-Leukemia> didapatkan data sebanyak 10661 gambar. *Dataset* Leukemia yang digunakan pada penelitian ini terdapat 2 kelas yaitu 7272 sel ALL (Leukemia) dan 3389 sel HEM (Normal). Gambar yang dikumpulkan memiliki ukuran dimensi sebesar 450 x 450 pixels.



Gambar 14 Sel ALL atau Sel Leukemia



Gambar 15 Sel HEM atau Sel Normal

3.2

Preprocessing

Pada tahap *preprocessing* akan dilakukan *resize* untuk mengubah ukuran gambar menjadi 224 x 224 pixels.

3.3

Tuning Hyperparameter

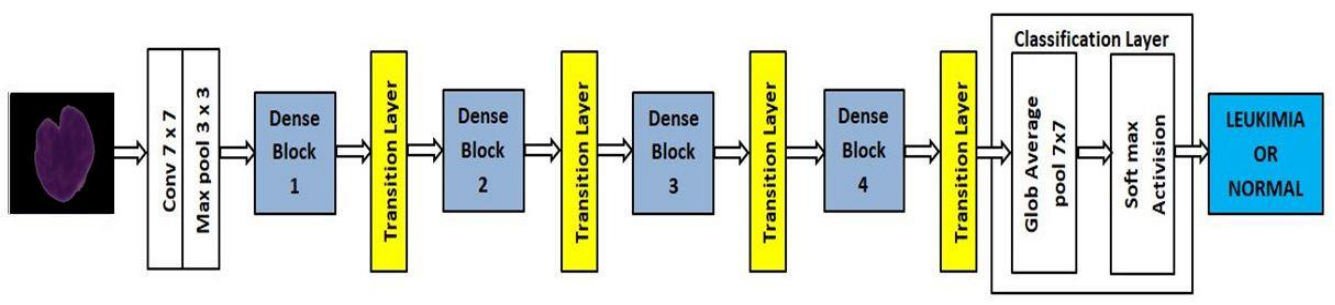
Setelah melakukan *preprocessing* data, selanjutnya melakukan pengaturan *hyperparameter* yang bervariasi, yaitu sebagai berikut :

1. *Optimizer*: RMSprop, Adam, SGD, Adagrad, dan AdAdadelata.
2. *Learning rate*: 10^{-1} , 10^{-3} , dan 10^{-5} .

3.4

Deep Learning

Dalam penelitian ini, penerapan *deep learning* dilakukan menggunakan metode CNN. Metode CNN dipilih karena memiliki kemampuan pengenalan yang tinggi dan memungkinkan proses pembelajaran yang mendalam. Di dalam metode CNN, terdapat berbagai arsitektur yang dihasilkan melalui eksperimen yang dilakukan oleh peneliti sebelumnya. Untuk penelitian ini, model klasifikasi yang digunakan adalah DenseNet121..



Gambar 16 Arsitektur DenseNet121

Pada Gambar 16 di atas menjelaskan langkah-langkah arsitektur DenseNet121 yang akan diterapkan dalam penelitian ini untuk klasifikasi

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 artikel atau tinjauan suatu masalah.

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

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

leukemia. Berikut adalah tahapan-tahapan dalam arsitektur DenseNet121 untuk melakukan klasifikasi gambar:

1. Data gambar yang telah di *preprocessing* di inputkan sebagai data masukan.
2. Dilakukan operasi *convolution* 7×7 dengan *stride* = 2 dan menghasilkan output gambar dengan ukuran 112×112 pixel.
3. Dilakukan operasi *max pooling* 3×3 dengan *stride* = 2 dan menghasilkan output gambar dengan ukuran 56×56 pixel.
4. Masuk ke *layer* Dense Block 1, dengan operasi *convolution* 1×1 dan 3×3 dengan 6 kali repetisi.
5. Masuk ke *layer* Transition Layer, dengan operasi :
 - a. Dilakukan operasi *convolution* 1×1 .
 - b. Dilakukan operasi 2×2 average pool, dengan *stride* = 2 dan menghasilkan output gambar dengan ukuran 28×28 pixel.
6. Masuk ke *layer* Dense Block 2, dengan operasi *convolution* 1×1 dan 3×3 dengan 12 kali repetisi.
7. Masuk ke *layer* Transition Layer, dengan operasi :
 - a. Dilakukan operasi *convolution* 1×1 .
 - b. Dilakukan operasi 2×2 average pool, dengan *stride* = 2 dan menghasilkan output gambar dengan ukuran 14×14 pixel.
8. Masuk ke *layer* Dense Block 3, dengan operasi *convolution* 1×1 dan 3×3 dengan 24 kali repetisi.
9. Masuk ke *layer* Transition Layer, dengan operasi :
 - a. Dilakukan operasi *convolution* 1×1 .
 - b. Dilakukan operasi 2×2 average pool, dengan *stride* = 2 dan menghasilkan output gambar dengan ukuran 7×7 pixel.
10. Masuk ke *layer* Dense Block 4, dengan operasi *convolution* 1×1 dan 3×3 dengan 16 kali repetisi.
11. Dilakukan operasi *Global Average Pool* 7×7 .
12. Dilakukan operasi *Softmax Activision*.
13. Hasil dari proses klasifikasi akan dihasilkan output berupa kelas data.

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

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

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

Dalam eksperimen ini, akan digunakan dataset yang terdiri dari 10.661 gambar Leukemia sebagai data input. Dataset akan dibagi menjadi data uji dan data latih menggunakan metode *split validation*.

3.5 Evaluasi dan Analisis

Tahap evaluasi melibatkan penilaian akurasi hasil eksperimen melalui desain beberapa skenario pengujian. Hasil eksperimen tersebut kemudian dianalisis untuk mendapatkan kesimpulan. Pada tahap evaluasi dalam penelitian ini, digunakan *confusion matrix* untuk mengukur kinerja suatu algoritma. Berikut adalah komponen-komponen dalam matriks *confusion matrix* tersebut:

<i>Confusion matrix</i>		<i>Predicted Class</i>	
		Positif	Negatif
<i>True Class</i>	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100\% \quad (6)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (8)$$

$$Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \times 100\% \quad (9)$$

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \times 100\% \quad (10)$$

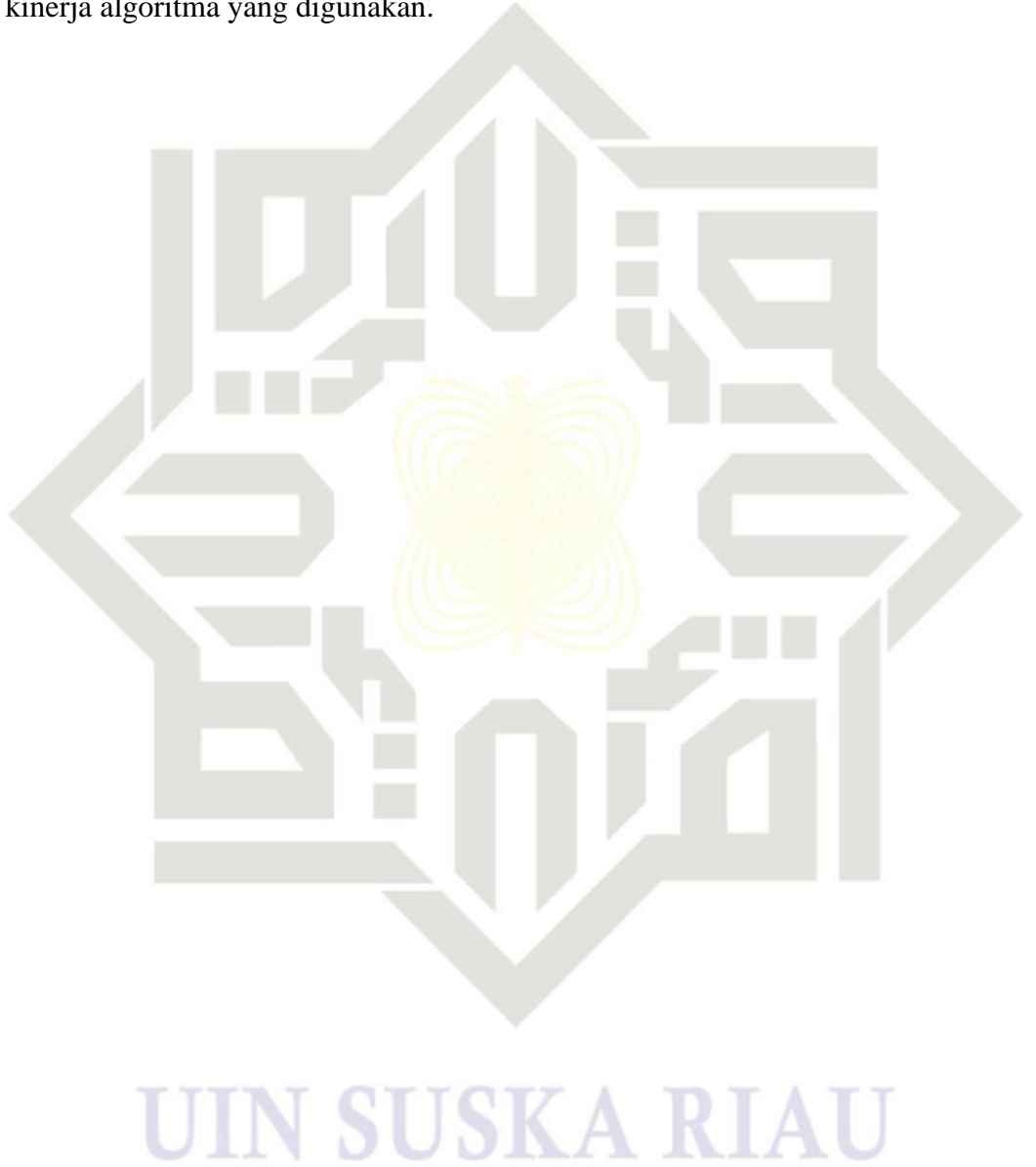
- Keterangan :
- TP (True Positive) = jumlah data positif yang terklasifikasi dengan benar.
 - TN (True Negative) = jumlah data negatif yang terklasifikasi dengan benar.
 - FP (False Positive) = jumlah data positif yang terklasifikasi secara salah.
 - FN (False Negative) = jumlah data negatif yang terklasifikasi secara salah.

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

3.6 Kesimpulan

Pada akhir semua tahapan penelitian ini, ditarik kesimpulan yang berisi ringkasan hasil analisis dari semua eksperimen yang telah dilakukan dalam penelitian ini. Tujuannya adalah untuk mengevaluasi keberhasilan penerapan metode CNN dengan menggunakan arsitektur DenseNet121 serta menentukan tingkat akurasi kinerja algoritma yang digunakan.



BAB V

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian model arsitektur DenseNet121 untuk klasifikasi *B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell* yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pelatihan model DenseNet121 menggunakan data citra Leukemia menghasilkan akurasi terbaik sebesar 83,59%.

2. Penggunaan variasi *optimizer* dan *learning rate* memberikan pengaruh terhadap akurasi yang berbeda-beda.

5.2 Saran

Penulis memberikan beberapa saran untuk penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Melakukan variasi *tuning hyperparameter* pada fungsi *batch size* untuk mengeksplorasi pengaruhnya terhadap performa model.
2. Menerapkan *preprocessing* citra tambahan, seperti rotasi, flip, kontras, dan teknik lainnya, untuk meningkatkan variasi data dan mungkin meningkatkan akurasi model.
3. Menambahkan lebih banyak data citra ke dalam dataset yang digunakan, sehingga model dapat memiliki lebih banyak sampel untuk dipelajari dan meningkatkan generalisasi.
4. Menerapkan klasifikasi *B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell* menggunakan arsitektur *deep learning* terbaru untuk menggali potensi model yang lebih canggih dan kemungkinan meningkatkan akurasi atau efisiensi komputasi.

Dengan mengikuti saran-saran ini, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan dan memperbaiki metode yang digunakan serta mendapatkan hasil yang lebih baik dalam pengklasifikasian *B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abbi, N., Sikandar, M., Ud Din, I., Al-Mogren, A. ., & Ali, S. (2020). IoMT-Based Automated Detection and Classification of Leukemia Using Deep Learning. *Journal of Healthcare Engineering*, 2020, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2020/6648574>
- Claro, M., Vogado, L., Veras, R., Santana, A., Tavares, J., Santos, J., & Machado, V. (2020). Convolution Neural Network Models for Acute Leukemia Diagnosis. *2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, 63–68. <https://doi.org/10.1109/IWSSIP48289.2020.9145406>
- Danukusumo, & Pudi, K. (2017). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Candi Berbasis Gpu. *Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Atma Jaya Yogyakarta*.
- Ding, Y., Yang, Y., & Cui, Y. (2019). *Deep Learning for Classifying of White Blood Cancer* (pp. 33–41). https://doi.org/10.1007/978-981-15-0798-4_4
- Eka Putra, W. S. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*. <https://doi.org/10.12962/j23373539.v5i1.15696>
- Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*. <https://doi.org/10.1007/BF00344251>
- Gulli, A., & Pal, S. (2017). *Deep Learning With Keras*. Packt Publishing Ltd.
- Kassani, S., Hosseinzadeh Kassani, P., Wesolowski, M., Schneider, K., & Deters, R. (2019). *A Hybrid Deep Learning Architecture for Leukemic B-lymphoblast Classification*. <https://doi.org/10.1109/ICTC46691.2019.8939959>
- Habibzadeh, M. M., Jannesari, M., Rezaei, Z., Totonchi, M., & Baharvand, H. (2018). *Automatic white blood cell classification using pre-trained deep learning models: ResNet and Inception*. <https://doi.org/10.1117/12.2311282>
- Hidayanti, N. (2021). *Modifikasi Arsitektur Densenet121 Dengan Transfer Learning Untuk Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berdasarkan Citra Daun* [Universitas Nusa Mandiri]. <https://repository.bsi.ac.id/index.php/repo/viewitem/34513#>
- Honnalgere, A., & Nayak, G. (2019). Classification of normal versus malignant cells in B-ALL white blood cancer microscopic images. In *Lecture Notes in Bioengineering*. https://doi.org/10.1007/978-981-15-0798-4_1
- Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017*.

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

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

<https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>

Landola, F. N., Moskewicz, M. W., Ashraf, K., Han, S., Dally, W. J., & Keutzer, K. (2016). SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <1MB model size. *ArXiv, abs/1602.0*.

Lababa, H., Greaves, M., & Mullighan, C. G. (2013). Acute lymphoblastic leukaemia. In *The Lancet*. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(12\)62187-4](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)62187-4)

Ker, J., Wang, L., Rao, J., & Lim, T. (2017). Deep Learning Applications in Medical Image Analysis. *IEEE Access*, 6(December 2017), 9375–9379. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2788044>

Kulhalli, R., Savadikar, C., & Garware, B. (2019). *Toward Automated Classification of B-Acute Lymphoblastic Leukemia* (pp. 63–72). https://doi.org/10.1007/978-981-15-0798-4_7

Marzahl, C., Aubreville, M., Voigt, J., & Maier, A. (2019). *Classification of Leukemic B-Lymphoblast Cells from Blood Smear Microscopic Images with an Attention-Based Deep Learning Method and Advanced Augmentation Techniques* (pp. 13–22). https://doi.org/10.1007/978-981-15-0798-4_2

Nurhikmat, T., & Purwaningsih, T. (2018). Implementasi Deep Learning Untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Pada Citra Wayang Golek. *Program Studi Statistika Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia*.

Prellberg, J., & Kramer, O. (2019). Acute lymphoblastic leukemia classification from microscopic images using convolutional neural networks. In *Lecture Notes in Bioengineering*. https://doi.org/10.1007/978-981-15-0798-4_6

Putra, J. W. G. (2019). *Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning* (1.2). Tokyo Institute of Technology.

Ramadhan, M. (2011). Sistem Pakar Dalam Mengidentifikasi Penyakit Kanker Pada Anak Sejak Dini dan Cara Penanggulangannya. *Jurnal SAINTIKOM*.

Rosebrock, A. (2017). *Deep Learning for Computer Vision with Python* (1.1.0). PYIMAGESEARCH.

Shah, S., Nawaz, W., Jalil, B., & Khan, H. (2019). *Classification of Normal and Leukemic Blast Cells in B-ALL Cancer Using a Combination of Convolutional and Recurrent Neural Networks* (pp. 23–31). https://doi.org/10.1007/978-981-15-0798-4_3

Shi, T., Wu, L., Zhong, C., Wang, R., & Zheng, W. (2019). *Ensemble Convolutional Neural Networks for Cell Classification in Microscopic Images* (pp. 43–51). https://doi.org/10.1007/978-981-15-0798-4_5

Syayanto. (2018). *Machine Learning Tingkat Dasar dan Lanjut*. Informatika.

Terwilliger, T., & Abdul-Hay, M. (2017). Acute lymphoblastic leukemia: a comprehensive review and 2017 update. *Blood Cancer Journal*, 7, e577. <https://doi.org/10.1038/bcj.2017.53>

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

Wolley, N. G. A., Gunawan, S. ., & Warouw, S. M. (2016). Perubahan status gizi pada anak dengan leukemia limfoblastik akut selama pengobatan. *E-CliniC*. <https://doi.org/10.35790/ecl.4.1.2016.11693>

Xiao, F., Kuang, R., Ou, Z., & Xiong, B. (2019). *DeepMEN: Multi-model Ensemble Network for B-Lymphoblast Cell Classification* (pp. 83–93). https://doi.org/10.1007/978-981-15-0798-4_9

Xie, X., Li, Y., Menglu, Z., Wu, Y., & Shen, L. (2019). *Multi-streams and Multi-features for Cell Classification* (pp. 95–102). https://doi.org/10.1007/978-981-15-0798-4_10

Xie, Y., Le, L., Zhou, Y., & Raghavan, V. V. (2018). Deep Learning for Natural Language Processing. In *Handbook of Statistics* (Vol. 38). <https://doi.org/10.1016/bs.host.2018.05.001>

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



Data Pribadi:

Nama : Rozi Zaputra
Tempat, Tanggal Lahir : Duri, 08 Oktober 1997
Jenis Kelamin : Laki-laki
Agama : Islam
Tinggi Badan : 169 cm
Berat Badan : 72 kg
Kewarganegaraan : Warga Negara Indonesia
Alamat : Jl. Jend Sudirman Gg. Pelangi
Email : rozizaputra08@gmail.com

Riwayat Pendidikan:

Tahun 2004-2010 : SDN 2 Gajah Sakti
Tahun 2010-2013 : SMPN 4 Gajah Sakti
Tahun 2013-2016 : SMAN 2 Mandau Duri
Tahun 2016-2023 : Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

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