## KLASIFIKASI DATA CITRA X-RAY COVID-19 MEGGUNAKAN METODE GLCM DAN EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)

### **SKRIPSI**



# Disusun Oleh VIVIN UMROTUL MABRUROH MAKSUM H72217042

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA

2021

## PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama

: VIVIN UMROTUL MABRUROH MAKSUM

NIM

: H72217042

Program Studi : Matematika

Angkatan

2017

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya COVID-19 **CITRA** X-RAYKLASIFIKASI DATA berjudul yang MEGGUNAKAN METODE GLCM DAN EXTREME LEARNING MACHINE (ELM) ". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 20 Januari 2021

Yang menyatakan,

VIVIN UMROTUL MABRUROH MAKSUM NIM. H72217042

## LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

#### Skripsi oleh

Nama : VIVIN UMROTUL MABRUROH MAKSUM

NIM : H72217042

Judul Skripsi : KLASIFIKASI DATA CITRA X-RAY COVID-19

MEGGUNAKAN METODE GLCM DAN EXTREME

LEARNING MACHINE (ELM)

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 20 Januari 2021

Pembimbing I

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom

NIP. 198511242014032001

Pembimbing II

Dr. Abdulloh/Hamid, M.Pd

NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Ketua Program Studi Matematika

UIN Sunan Ampel Surabaya

Aris Fanani, M.Kom

NIP. 198701272014031002

### PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama

: VIVIN UMROTUL MABRUROH MAKSUM

NIM

: H72217042

Judul Skripsi

: KLASIFIKASI DATA CITRA X-RAY COVID-19

MEGGUNAKAN METODE GLCM DAN EXTREME

LEARNING MACHINE (ELM)

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji pada tanggal 08 Februari 2021

Mengesahkan, Tim Penguji

Penguji I

Aris Fanani, M.Kom NIP. 198701272014031002 AT.

Nurissaidah Ülinnuha, M.Kom

Penguji II

NIP. 199011022014032004

Penguji III

Dian C. Rini Novitasari, M.Kom

NIP. 198511242014032001

Penguji IV

Dr. Abdullol Hamid, M.Pd

NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

Sunan Ampel Surabaya

Hatimat r Rusydiyah, M.Ag

P/197312272005012003



## **KEMENTERIAN AGAMA** UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA **PERPUSTAKAAN**

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300 E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

### LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akad	demika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:
Nama	: VIVITI UMROTUL MABRUROH MAKSUM
NIM	: H72217092
Fakultas/Jurusan	: SAINS DAN TEKNOLOGI / MATEMATIKA
E-mail address	: Vivinmabruroh8 agmail. com
UIN Sunan Ampe ☑ Sekripsi ☐ yang berjudul :	gan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan l Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah:  Tesis Desertasi Lain-lain ()  DATA CITRA X-RAT COVID-19 METIGGUTIAKATI
	LCM DAM EXTREME LEARNING MACHINE CELM)
Perpustakaan UII mengelolanya da menampilkan/menakademis tanpa penulis/pencipta da Saya bersedia unt	tyang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini N Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, alam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan mpublikasikannya di Internet atau media lain secara <i>fulltext</i> untuk kepentingan berlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai dan atau penerbit yang bersangkutan.  Tuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN abaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Ciptan saya ini.
Demikian pernyat	aan ini yang saya buat dengan sebenarnya.
	Surabaya, 21 Februari 2021
	Penulis
	The state of the s

(VIVITI UMROTUL M.M.

nama terang dan tanda tangan

)

#### **ABSTRAK**

## KLASIFIKASI DATA CITRA X-RAY COVID-19 MEGGUNAKAN METODE GLCM DAN EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)

Corona Virus Disease 2019 atau biasa disebut dengan COVID-19 merupakan penyakit atau virus yang baru-baru ini menyebar hampir di seluruh dunia. Penyakit ini juga telah memakan banyak korban karena virus ini terkenal mematikan. Pemeriksaan dapat dilakukan menggunakan chest X-Ray karena biaya yang dikeluarkan untuk chest X-Ray lebih murah dibandingkan dengan tes swab dan PCR. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data citra chest X-Ray. Citra chest X-Ray dapat diidentifikasi menggunakan Computer Aided Diagnosis dengan memanfaatkan klasifikasi *machine learning*. Langkah awal yang dilakukan adalah tahap preprocessing, serta ekstraksi fitur menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). Hasil dari proses ekstraksi fitur tersebut akan digunakan pada tahap klasifikasi. Proses klasifikasi yang digunakan adalah Extreme Learning Machine (ELM). Extreme Learning Machine (ELM) merupakan salah satu jaringan saraf tiruan dengan umpan maju (feedforward) yang mana memiliki satu lapisan tersembunyi yang disebut dengan Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks (SLFNs). Pada penelitian ini hasil yang diperoleh dengan ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi menggunakan ELM menghasilkan akurasi terbaik sebesar 92,23% pada rotasi 135° menggunakan fungsi aktivasi sin dengan percobaan node hidden 20. Hasil dari sistem klasifikasi ini diharapkan dapat membantu tenaga medis untuk mengetahui pasien yang terjangkit virus COVID-19.

Kata kunci: COVID-19, klasifikasi, GLCM, ELM

#### **ABSTRACT**

## X-RAY COVID-19 IMAGE DATA CLASSIFICATION USING GLCM AND EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)

Corona Virus Disease 2019 or commonly referred to as COVID-19 is a disease or virus that has recently spread to almost all over the world. This disease has also claimed many victims because this virus is known to be deadly. Examinations can be done using a chest X-Ray because the costs incurred for chest X-Ray are cheaper than the swab and PCR tests. In this study, the data used were chest X-Ray image data. Chest X-Ray images can be identified using Computer Aided Diagnosis by utilizing machine learning classifications. The initial step taken is the preprocessing stage, as well as feature extraction using the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). The results of the feature extraction process will be used at the classification stage. The classification process used is the Extreme Learning Machine (ELM). Extreme Learning Machine (ELM) is a feedforward neural network which has a hidden layer called Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks (SLFNs). The results of this classification system are expected to help medical personnel to find out patients who have contracted the COVID-19 In the research, the results obtained by GLCM feature extraction and classification using ELM yield the best accuracy of 92, 23% on rotation 135° using the sin activation function with the hidden node experiment 20. The results of the feature extraction process will be used at the classification stage. The classification process used is the Extreme Learning Machine (ELM).

Keywords: COVID-19, classification, GLCM, ELM

## **DAFTAR ISI**

	2.4.1. Tahap <i>Preprocessing</i> pada Citra	21
	2.4.2. Analisis Citra	21
	2.5. Gray Level Co-occurence Matrix (GLCM)	22
	2.5.1. Kontras ( <i>Contrast</i> )	24
	2.5.2. Homogenitas ( <i>Homogeneity</i> )	25
	2.5.3. Energi ( <i>Energy</i> )	25
	2.5.4. Korelasi (Correlation)	25
	2.6. K-fold Cross Validation	26
	2.7. Machine Learning	28
	2.8. Jaringan Saraf Tiruan	28
	2.9. Extreme Learning Machine (ELM)	28
	2.10. Evaluasi Kinerja Klasifikator	33
	2.10.1. Confusion Matrix Dua Kelas	33
Ш	METODE PENELITIAN	35
	3.1. Jenis Penelitian	35
	3.2. Data Penelitian	35
	3.3. Pengolahan Data	36
IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	4(
	4.1. Preprocessing Data	40
	4.1.1. <i>Resize</i>	41
	4.2. Ekstraksi Fitur	43
	4.3. Klasifikasi Extreme Learning Machine (ELM)	49
	4.3.1. Pembagian Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	49
	4.4. Evaluasi	52
	4.5. Integrasi Kellmuan	59
V	PENUTUP	62
	5.1. Simpulan	62
	5.2. Saran	63

## **DAFTAR TABEL**

2.1 Fungsi Aktivasi		29
2.2 Confusion matrix		34
3.1 Rincian Data Penelitian		35
4.1 Ekstraksi Fitur GLCM pada Rotasi 0°		47
4.2 Ekstraksi Fitur GLCM pada Rotasi 45°		48
4.3 Ekstraksi Fitur GLCM pada Rotasi 90°		48
4.4 Ekstraksi Fitur GLCM pada Rotasi 135°		48
4.5 Haril Klarichari COVID 10 day Nay COVID 10 Mayrana	1	
4.5 Hasil Klasifikasi COVID-19 dan Non COVID-19 Mengguna	Kan	
Fitur GLCM Pada Rotasi 0° Dengan ELM		52
4.6 Hasil Klasifikasi COVID-19 dan Non COVID-19 Mengguna	kan	
Fitur GLCM Pada Rotasi 45° Dengan ELM		54
4.7 Hasil Masifixesi COVID 10 dan Nan COVID 10 Managawa	1	
4.7 Hasil Klasifikasi COVID-19 dan Non COVID-19 Mengguna	kan	
4.7 Hasil Klasifikasi COVID-19 dan Non COVID-19 Mengguna Fitur GLCM Pada Rotasi 90° Dengan ELM		55
		55
Fitur GLCM Pada Rotasi 90° Dengan ELM	 kan	

## **DAFTAR GAMBAR**

∠.ı	Radiografi Schaffa / Haff Lada Lasien Dengah Intersi	
	COVID-19 (Jain et al., 2020)	11
2.2	Citra Biner (Andono, 2017)	19
2.3	Contoh Matriks dari Citra RGB (Andono, 2017)	20
2.4	Citra Grayscale (Andono, 2017)	20
2.5	Orientasi Arah Neneng et al. (2016)	22
2.6	Jumlah Pasangan Piksel	23
2.7	Pembagian Data dengan K-fold cross validation (MathWorks, 2020)	27
2.8	Struktur Umum ELM Neneng et al. (2016)	30
3.1	Diagram Alir Penelitian	36
3.2	Diagram Alir GLCM	37
3.3	Diagram Alir Algoritma ELM	38
4.1	Sampel citra <i>chest X-ray</i> COVID-19	40
4.2	Sampel citra chest X-Ray Normal	41
4.3	Sampel resize citra <i>chest X-Ray</i> COVID-19	42
4.4	Sampel resize citra <i>chest X-Ray</i> Normal	42
4.5	Nilai R, Nilai G, dan Nilai B dari sampel citra chest X-Ray COVID-19	42

#### **BABI**

#### **PENDAHULUAN**

#### 1.1. Latar Belakang Masalah

Penyakit yang baru-baru ini menjadi perbincangan masyarakat di seluruh dunia ditemukan pertama kali pada kelompok masyarakat Wuhan, Provinsi Hubei, China yang dilaporkan ke World Health Organization (WHO) pada 31 Desember 2019 merupakan wabah penyakit yang menginfeksi saluran pernapasan yang mana penyebabnya adalah virus yang disebut dengan istilah Severe Acute Respiratory Syndrome Corona Virus 2 (SARS-CoV-2)(Zu et al., 2020; Boldog et al., 2020). Pada 12 Februari 2020, WHO resmi menyatakan penyakit ini dengan sebutan Corona Virus Disease 2019 (COVID-19). Corona Virus Disease 2019 (COVID-19) adalah penyakit infeksi akut yang menyerang sistem pernapasan (Liu et al., 2020; Zu et al., 2020). Berdasarkan pernyataan (Ardiansyah, 2020), pada 6 September 2020 COVID-19 dilaporkan telah menyebar hampir di seluruh penjuru dunia dengan total 27.215.201 orang dan lebih dari 880.000 orang meninggal dunia. Jumlah kasus kematian yang begitu banyak menjadi ancaman serius bagi masyarakat di dunia yang dapat mengganggu perekonomian dunia dan juga dapat menghancurkan berbagai sektor kehidupan.

Diagnosis COVID-19 ini diduga sangat mirip dengan SARS-CoV, karena pasien yang terinfeksi COVID-19 ini memiliki kemungkinan tinggi harus dirawat di rumah sakit untuk dilakukan isolasi dan mungkin juga pasien yang terinfeksi COVID-19 ini terancam meninggal. Setelah tim dokter, ahli epidemiologi, dan

virolog meneliti lebih lanjut penyakit yang diduga mirip dengan SARS-CoV ini terdapat 59 kasus yang dicurigai dan 41 pasien dipastikan terinfeksi COVID-19. Hal ini dibuktikan menggunakan metode *Real Time Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR) dapat mendeteksi adanya spesimen pernapasan (Huang et al., 2020). Dalam Islam, penyakit menular itu tidak ada tanpa izin Allah, Rasulullah SAW bersabda:

حَدَّثَنَا عَبْدُ الْعَنِيزِ بَنُ عَبْدِ اللهِ حَدَّثَنَا إِبْرَاهِيمُ بَنُ سَعْدٍ عَنْ صَالِحٍ عَنِ ابْنِ شِهَابٍ قَالَ: أَخْبَرَنِي أَبُوسَلَمَةً بَنُ عَبْدِ الرَّحْمَنِ وَغَيْرُهُ أَنَّ أَبَا هُرَيْرَةً ابْنِ شِهَابٍ قَالَ: أَخْبَرَنِي أَبُوسَلَمَةً بَنُ عَبْدِ الرَّحْمَنِ وَغَيْرُهُ أَنَّ أَبَا هُرَيْرَةً وَسَلَمَ قَالَ: «لاَ عَدُوى رَضِي اللّهُ عَنْهُ قَالَ: «لاَ عَدُوى وَلاَصَفَرَ وَلاَ هَامَةً» رَوَاهُ الزُّهْرِيُ عَنْ أَبِي سَلَمَةً وَسِنَانِ بْنِ أَبِي سِنَانٍ وَلاَ صَفَرَ وَلاَ هَامَةً» رَوَاهُ الزُّهْرِيُ عَنْ أَبِي سَلَمَةً وَسِنَانِ بْنِ أَبِي سِنَانٍ

Artinya: "Diriwayatkan dari Abu Salamah bin Abdurrahman, dari Abu Hurairah r.a: Ketika Rasulullah SAW bersabda, Tidak ada penyakit yang menular (tanpa izin Allah), tidak ada tabu di bulan Shafar, dan tidak ada mayat yang menjadi hantu (tidak ada hantu)."(HR. Az-Zahri dari Abu Salamah dan Sinan Ibnu Abi Sinan).

Hadis lainnya menjelaskan bahwasannya Rasulullah SAW bersabda mengenai penjelasan *Thaun*:

قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ الطَّاعُونُ آيَةُ الرِّجْزِ ابْتَلَى اللَّهُ عَزَّ وَجَلَّ بِهِ نَاسًا مِنْ عِبَادِهِ

Artinya: "Rasulullah SAW bersabda: *Thaun* (wabah penyakit menular) adalah suatu peringatan dari Allah SWT untuk menguji hamba-hamba-Nya dari kalangan manusia."

Riwayat lainnya juga menjelaskan bahwasannya:

Artinya: "Tidak ada penyakit yang menular (tanpa izin Allah), tidak ada *thiyarah*, tidak ada tabu di bulan Shafar, dan tidak ada hantu/tidak ada mayat yang menjadi hantu."(HR Al Bukhari).

Berdasarkan paparan diatas gejala yang paling umum dari pasien yang terinfeksi COVID-19 adalah demam, mialgia atau kelelahan, batuk kering, sakit kepala, hemoptisis, diare dan pasien secara perlahan mengalami sesak nafas yang parah (Liu et al.), 2020; Boldog et al.), 2020; Huang et al., 2020). COVID-19 memiliki laju penambahan pasien yang sangat cepat, terdapat beberapa cara yang dilakukan untuk menekan laju pertambahan penderita penyakit COVID-19 yang begitu cepat pertambahan kasusnya. Salah satu caranya yaitu dengan melacak asal muasal penderita COVID-19, isolasi kota atau negara dan atau melakukan tes massal. Tes massal yang sering sekali dilakukan oleh masyarakat adalah dengan melalui uji *polymerase chain reaction* (PCR) dan *swab* tenggorokan untuk memberikan diagnosa yang akurat ditambahkan juga dengan pendekatan konfirmasi, namun tes uji PCR dan *swab* membutuhkan waktu dan juga biaya yang tidak sedikit. Proses dari diagnosa penyakit COVID-19 atau penyaringan awal tidak mungkin menggunakan tes uji PCR dan *swab* (Wang et al.), 2020).

Cara lain yang dapat dipertimbangkan adalah menggunakan tindakan

dengan tanpa memasukkan alat ke dalam tubuh (*non-invasive*) melalui pencitraan paru-paru, karena penyakit COVID-19 ini mengaju pada gejala yang timbul yaitu sesak nafas sebagai akibat dari pneumonia akut (Huang et al., 2020). Oleh karena itu metode alternatif untuk mengetahui pasien tersebut terinfeksi penyakit COVID-19 atau tidak antara lain dengan menggunakan tes uji *swab*, PCR, atau dengan CT *scan* dan *X-Ray*. (Liu et al., 2020) melakukan evaluasi tingkat keparahan COVID-19 pada 73 pasien dengan menggunakan CT *scan* menghasilkan 6 pasien dari 73 pasien didiagnosis pneumonia dan sisinya didiagnosis terinfeksi COVID-19 (Liu et al., 2020).

CT scan memiliki peluang yang sangat bagus dibandingkan dengan chest x-ray untuk mendeteksi COVID-19 karena CT scan hasilnya lebih presisi, akan tetapi teknik ini membutuhkan biaya hingga jutaan dolar sedangkan untuk chest x-ray bisa jadi sepuluh kali lipat lebih murah daripada CT scan dan umumnya hanya ada di rumah sakit pusat saja (Self et al., 2013). Oleh karena itu muncul ilmu radiologi yaitu dengan menggunakan sinar-X. Metode ini menggunakan sinar-X berupa titik dan detektor yang digunakan adalah selembar film negatif. Dampak dari sinar-X ini adalah menghitamkan film negatif tersebut. Oleh karena itu, benda-benda yang mendapatkan sinar yang lebih lebih banyak akan ditampilkan pada sebuah film negatif dimana warnanya lebih terang daripada benda-benda yang mendapatkan sinar lebih sedikit. Sinar-X atau X-Ray ini paling sering digunakan, karena biayanya yang lebih murah dan hasil yang cepat (Pereira et al.), 2020; Rahmadewi and Kurnia, 2016)

X-Ray yang dijadikan sebagai alternatif dalam mempelajari COVID-19.
X-Ray ini dianggap bisa menggambarkan kondisi pasien yang terinfeksi
COVID-19 dan juga dapat menjadi alat bantu diagnosa klinis. Citra medis seperti

X-Ray dapat dianalisis dengan mudah menggunakan Computer Aided Diagnosis (CAD). Tujuan dari preprocessing adalah untuk memperbaiki kualitas suatu citra. Kualitas dari suatu citra medis hasilnya berbeda-beda tergantung pada proses pengambilan citra. Ekstraksi fitur ini dilakukan untuk mendapatkan informasi dari suatu nilai ciri statistik yang terkandung dalam citra tersebut. Sehingga pembeda objek pada citra satu dengan citra yang lainnya dilihat dari hasil ekstraksi fitur Salah satu metode ekstraksi fitur yang populer adalah Gray Level tersebut. Co-occurence Matrix (GLCM) (Punitha et al., 2018). GLCM ini mengambil pola tekstur yang akan dianlisis dengan cara mengekstraksi suatu citra untuk mengambil informasi struktural. GLCM sangat akurat dalam hal mendeskripsikan fitur atau ciri dalam merepresentasikan analisis tekstur pada citra (Roberti de Siqueira et al., 2013). Pada GLCM terdapat beberapa fitur yang dapat digunakan, seperti kontras, energi, entropi dan homogenitas (Hall-beyer, 2017). Metode GLCM telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian seperti deteksi tumor otak, deteksi leukimia limfoblastik akut (Mishra et al., 2017), klasifikasi jenis daging berdasarkan tekstur (Neneng et al., 2016) dan lain sebagainya karena GLCM memiliki kinerja yang baik dalam proses ekstraksi fitur. Dalam suatu penelitian yang dilakukan oleh (Tahir, 2018) hasil simulasinya menunjukkan bahwasannya kinerja dari sistem prediksi yang diusulkan konsisten sesuai dengan pengurangan fitur (Tahir, 2018). Penelitian lainnya juga menunjukkan bahwasannya hasil akurasi deteksi leukimia akut yang diekstraksi dengan menggunakan GLCM menghasilkan akurasi diatas 95% (Mishra et al., 2017). Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Neneng et al., 2016) untuk klasifikasi citra berdasarkan tekstur menggunakan GLCM menghasilkan tingkat pengenalan terbaik diambil pada jarak pengambilan 20 cm pada arah GLCM 135° sebesar 87,5%. Penelitian yang dilakukan oleh (Situmorang et al., 2019) hasil ekstraksi

ciri dengan menggunakan GLCM pada telapak tangan menghasilkan nilai akurasi yang baik yaitu sebesar 87,17%.

Permasalahan klasifikasi pada saat ini bisa diselesaikan dengan Artificial Intelligence atau yang dikenal sebagai kecerdasan buatan (Devi et al., 2016). Metode yang akan digunakan pada tahap klasifikasi untuk menentukan suatu data chest X-Ray tergolong COVID-19 ataupun tidak salah satunya adalah metode Extreme Learning Machine (ELM). ELM adalah jaringan saraf tiruan umpan maju (feedforward) yang memiliki satu lapisan tersembunyi atau sering disebut dengan Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks (SLFNs) (Suresh et al., 2009). Kelebihan utama yang dimiliki oleh ELM adalah kecepatan pembelajaran (Shahsavari, 2016). Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan beberapa percobaan penelitian klasifikasi menggunakan metode ELM. Pada penelitian yang dilakukan oleh Fadilla untuk mendeteksi penyakit ginjal dengan menggunakan metode ELM menghasilkan nilai rata-rata precision 96,7%, recall 96,8%, dan akurasi 96,7% dengan jumlah hidden neuron sebanyak 50 Fadilla Ifan, Putra Pandu Adikara (2018). Penelitian yang dilakukan oleh Ponni dalam mengklasifikasi penyakit diabetic retinopathy yaitu dengan membandingkan dua metode yaitu Support Vector Machine (SVM) dan ELM. Setelah melakukan beberapa percobaan, diperoleh kesimpulan bahwasannya metode ELM memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasi penyakit diabetic retinopthy dibandingkan dengan metode SVM. Metode ELM menghasilkan nilai sensitivity, specifity dan accuracy sebesar 96,66%, 100% dan 97,5% Bala and Vijayachitra (2015); Khotimah et al. (2010). Penelitian yang juga dilakukan oleh Pratiwi and Harianto (2019) menyatakan bahwa metode ELM memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah yaitu 14,84% dibandingkan dengan metode *Backpropagation* yaitu 28,20%

dalam meneliti prestasi akademik mahasiswa (Pratiwi and Harianto, 2019).

Berdasarkan paparan yang telah dijelaskan di atas, maka peneliti melakukan pengklasifikasian data citra *chest X-Ray* untuk mengidentifikasi penyakit COVID-19 dengan menggunakan metode GLCM dan ELM. Penelitian ini dilakukan dengan harapan mampu mengklasifikasi COVID-19 berdasarkan data *Chest X-Ray* sehingga hasil dari klasifikasi dapat bermanfaat dan membantu tenaga medis untuk mengklasifikasi antara pasien yang terinfeksi COVID-19 dan non-COVID-19.

#### 1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang dapat diambil dari letar belakang di atas adalah:

- 1. Bagaimana hasil ekstraksi fitur data X-Ray menggunakan GLCM?
- Bagaimana hasil klasifikasi COVID-19 berdasarkan data X-Ray menggunakan Extreme Learning Machine (ELM) untuk klasifikasi 2 kategori yaitu Non-COVID-19 dan COVID-19?

#### 1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1. Dapat mengetahui hasil ektraksi fitur data citra *X-Ray* menggunakan GLCM.
- Dapat mengetahui hasil klasifikasi fitur berdasarkan ekstraksi fitur data citra
   X-Ray menggunakan Extreme Learning Machine (ELM) untuk klasifikasi 2
   kategori yaitu COVID-19 dan Non-COVID-19.

#### 1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diambil dari latar belakang di atas adalah:

#### 1. Manfaat Teoritis

Secara teori, manfaat dari penelitian ini mampu menambah pengetahuan klasifikasi COVID-19 dengan melalui citra *X-Ray* menggunakan metode GLCM dan ELM.

#### 2. Manfaat Praktis

Bagi dokter, epidemiologi dan virolog, penelitian ini memudahkan untuk melakukan deteksi COVID-19 yang sedang mewabah di seluruh dunia ini dengan cepat. Penelitian ini dapat menambahan koleksi di perpusatakan Universitas Islan Negeri Sunan Ampel Surabaya sehingga penelitian ini dapat bermanfaat bagi mahasiswa yang lainnya.

#### 1.5. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah mengambil dari sumber terbuka dari data COVID-19 melalui (Kaggle, 2020) dan (Github, 2019).
- 2. Deteksi COVID-19 berdasarkan citra *X-Ray* dibagi kedalam tiga kelas yaitu normal, pneumonia dan COVID-19.
- Hasil dari klasifikasi ini adalah berupa informasi hasil klasifikasi terinfeksi COVID-19.

#### 1.6. Sistematika Penulisan

Isian dari penulisan skripsi ini dapat dijelaskan berikut ini:

**BAB I: PENDAHULUAN** 

Pada bab I ini, menjelaskan tentang pendahulaun dari skripsi ini yang berisikan tentang latar belakang dari penelitian ini dan juga terdapat penelitian-penelitian terdahulu.

BAB II: DASAR TEORI

Bab II menjelaskan tentang pengertian-pengertian dari COVID-19, GLCM dan ELM.

BAB III: METODE PENELITIAN

Pada bab III dijelaskan tentang alur dari penelitian ini mulai dari *preprocessing* sampai dengan tahap klasifikasi.

BAB IV: HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab IV menjelaskan hasil dari penelitian ini yaitu berisikan hasil ektraksi fitur dengan GLCM dan hasil klasifikasi ELM.

**BAB V: PENUTUP** 

Bab V berisikan rangkuman dari semua hasil yang ada pada bab IV. Pada bab V ini juga berisikan saran yang diharapkan dapat dilakukan pada penelitian selanjutnya.

#### **BAB II**

#### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Corona Virus Disease 2019 (COVID-19)

Corona Virus Disease 2019 (COVID-19) adalah penyakit menular yang disebabkan oleh virus baru dan dikenal dengan Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARS-CoV-2). Virus ini pertama kali ditemukan di China pada 31 Desember 2019 dan pada 12 Februari 2020, World Health Organization (WHO) resmi menyatakan penyakit ini dengan sebutan COVID-19 (?). Setelah tim dokter, ahli epidemiologi, dan virolog meneliti lebih lanjut penyakit yang diduga mirip dengan SARS-CoV ini terdapat 59 kasus yang dicurigai dan 41 pasien dipastikan terinfeksi COVID-19. Hal ini dibuktikan dengan terdeteksinya spesimen pernapasan dengan menggunakan metode next-generation sequencing atau Real-Time Polymerase Chain Reaction RT-PCR (Huang et al., 2020).

COVID-19 ini adalah penyakit yang ditularkan dari hewan, namun penyakit ini dapat menyebar pada manusia. Gejala COVID-19 seringnya adalah badan terasa lemas, panas dan batuk kering. Beberapa orang mungkin mengalami rasa sakit dan nyeri, hidung tersumbat, pilek, sakit kepala, batuk berdahak, nyeri tenggorokan, sesak nafas, dan diare. Gejala-gejala ini biasanya terjadi secara bertahap, namun beberapa pasien yang terinfeksi COVID-19 tidak menunjukkan gejala-gejala tersebut, dan tidak merasakan adanya masalah pada tubuh mereka (Province), 2020). Orang yang rentan terinfesi COVID-19 adalah mereka yang memiliki riwayat penyakit yang berkaitan dengan jantung dan pembuluh darah

(Yang et al., 2020). COVID-19 ini tidak dapat hanya dilihat dengan mata telanjang, namun penyakit ini dapat dilihat dengan menggunakan *Chest X-Ray*. Karena COVID-19 menyerang sel-sel epitel yang melapisi saluran pernapasan, oleh karena itu dapat dianalisis dengan menggunakan *Chest X-Ray*. Contoh hasil *Chest X-Ray* dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Radiografi Serial Selama 7 Hari Pada Pasien Dengan Infeksi COVID-19 (Jain et al., 2020)

Pada Gambar 2.1 ditunjukkan hasil *chest x-ray* dari COVID-19 dimana semakin hari dada pasien mengalami kekeruhan.

#### 2.2. COVID-19 menurut Islam

Alam merupakan ciptaan Allah SWT. Pernyataan ini tentu saja ada benarnya. Namun jika dilihat dari sisi lain, manusia dan makhluk-makhluk lainnya bukanlah alam. Allah SWT menciptakan alam mulai dari alam ruh, alam rahim, alam dunia, alam kubur, alam barsyah, dan alam mahsyar. Secara garis besarnya alam dibagi menjadi dua yaitu alam dunia dan alam akhirat. Khusus alam dunia, Allah SWT menciptakan berbagai makhluk dan berbagai planet. Manusia ditempatkan di planet bumi dengan membawa missi sebagai khalifah di muka bumi. Berdasarkan ayat yang terdapat pada QS. Al-Baqarah ayat 30:

وَإِذَ قَالَ رَبُّكَ لِلْمَلَئِكَةِ إِنِّ جَاعِلٌ فِي الأَرضِ خَلِيفَةً قَالُوٓ الَّجَعَلُ فِيهَا مَن يُفسِدُ فِيهَا وَيَسفِكُ الدِمَآءُ وَنَحنُ نُسَبِّحُ بِحَمدِكَ وَنُقَدِسُ لَـكَ مَن يُفسِدُ فِيهَا وَيَسفِكُ الدِمَآءُ وَنَحنُ نُسَبِّحُ بِحَمدِكَ وَنُقَدِسُ لَـكَ قَالَ إِنِّي اَعلَمُ مَا لَا تَعلَمُونَ

Artinya: "Dan (ingatlah) ketika Tuhanmu berfirman kepada para malaikat, "Aku berwawasan khalifah di bumi."Mereka menyatakan, "Apakah Engkau akan membuat orang yang merusak dan menumpahkan darah di sana, sedangkan kami bertasbih siap-Mu dan menyucikan nama-Mu?"Dia berfirman, , Aku tahu apa yang tidak kamu ketahui.""(QS. Al-Baqarah[30])

Hal ini juga mengajarkan kepada manusia yang menjadi pemimpin agar segala sesuatu dibicarakan bersama dengan orang di sekitarnya. Walaupun akhirnya keputusan itu ada pada pemimpin tersebut. Sebagai khalifah, manusia diberi fasilitas yang lebih dari makhluk yang lainnya. Oleh karena itu, manusia dikatakan dengan *khairu ummah*, sebaik-baik umat atau makhluk. Sekalipun pernyataan *khairu ummah* lebih ditujukan kepada umat Nabi Muhamaad SAW. Namun dalam hal ini cenderung lebih ditujukan untuk manusia. Allah SAW berfirman dalam QS. At-Tin ayat 4:

Artinya: "Sesungguhnya kami telah menciptakan manusia dalam bentuk yang sebaik-baiknya." (QS. At-Tin:4).

Khairu ummah dalam ayat tersebut tertuju pada umat manusia secara keseluruhan. Namun ada juga manusia yang menyalah gunakan fasilitas-fasilitas yang diberikan Allah SWT kepada manusia, sehingga menimbulkan banyak kerusakan di muka bumi. Allah SWT memberikan fasilitas kepada manusia melebihi dari makhluk lainnya, oleh karena itu manusia harus menjaga segala sesuatu yang telah dititipkan kepada manusia. Menjaga hubungan antara manusia dan juga menjaga hubungan dengan Allah SWT. Hal ini telah dijelaskan dalam Al-Quran Surat Al-A'raf ayat 73 pada kisah Nabi Saleh a.s untuk menjaga segala sesuatu yang diberikan Allah kepada mereka.

وَإِلَىٰ ثَمُودَ أَخَاهُمْ صَٰلِحًا قَالَ يُقَوِّمِ آعُبُدُواْ ٱللَّهَ مَا لَكُم مِّنَ إِلَٰهٍ غَيْرُهُ لَّ قَدْ جَآءَتْكُم بَيِّنَةً مِّن رَّبِكُمُ هُذِهِ نَاقَةُ ٱللَّهِ لَكُمْ ءَايَةً فَذَرُوهَا تَأْكُلُ فِي أَرْضِ ٱللَّهِ وَلَا تَمَسُّوهَا بِسُوٓءٍ فَيَأْخُذَكُمْ عَذَابٌ أَلِيمٌ

Artinya: "Dan kepada kaum Samud (Kami utus) saudara mereka Saleh. Dia berkata, kaumku! Sembahlah Allah! Tidak ada tuhan (sembahan) bagimu selain Dia. Sesungguhnya telah datang kepadamu bukti yang nyata dari Tuhanmu. Ini (seekor) unta betina dari Allah sebagai tanda untukmu. Biarkanlah ia makan di bumi Allah, janganlah disakiti, nanti akibatnya kamu akan mendapatkan siksaan yang pedih.""(QS. Al-A'raf:73).

Maksud dari ayat di atas adalah, manusia diutus untuk menjaga seekor unta agar diberi makan karena jika disakiti maka akan ada siksaan bagi orang-orang yang menyakiti apa yang telah diciptakan Allah SWT di bumi ini. Hal ini telah jelas bahwasannya segala sesuatu yang telah diberikan Allah SWT kepada manusia, senantiasa dijaga dan dirawat. Akan tetapi manusia seringkali tidak menjaga apa yang telah diberikan Allah SWT kepada mereka. Seperti halnya saat ini, manusia tidak menyadari bahwasannya apa yang telah mereka lakukan yaitu dengan membunuh kelelawar dapat menyebabkan virus sehingga Allah SWT menurunkan musibah atau wabah yang manusia sendiri tidak memahami bahwa itu merupakan suatu peringatan dari Allah SWT. Seperti yang terjadi di dunia saat ini yaitu wabah penyakit COVID-19.

Zaman dahulu kaum muslimin pernah terserang suatu wabah penyakit atau disebut dengan *thaun*. Kalangan ulama', kyai dan ustadz atau sebagian orang menyamakan wabah COVID-19 ini seperti *thaun* pada masa lampau, hal ini dikarenakan COVID-19 dengan *thaun* memiliki kesamaan dalam penyebarannya yaitu sama-sama menyebar secara cepat dan sama-sama menyebarkan virus (Khaeruman et al., 2019). Dalam hadis yang diriwayatkan oleh Imam Bukhari dan Muslim, *thoun* memiliki pengertian wabah yang menular (Al-Mundziri, 2003). Dalam Al-Quran telah dijelaskan bahwasannya jika terdapat suatu penyakit yang menyebar di suatu daerah agar tetap berada di dalam rumah. Allah SWT berfirman dalam Quran Surat An-Naml:18

Artinya: "Hingga apabila mereka sampai di lembah semut berkatalah seekor semut: "Hai semut-semut, masuklah ke dalam sarang-sarangmu, agar kamu tidak diinjak oleh Sulaiman dan tentaranya, sedangkan mereka tidak menyadari ""(QS.

#### An-Naml:18)

Ayat di atas menjelaskan bahwasannya raja semut menyuruh pasukannya untuk tetap berada di dalam lembah agar tidak terinjak oleh Sulaiman dan tentaranya, hal ini sama dengan masyarakat di seluruh dunia agar tetap berada di rumah untuk mencegah terinfeksinya COVID-19, hal ini juga untuk mencegah penyebaran virus agar tidak semakin meluas. Dalam hadis yang disampaikan oleh Abdurrahman bin Auf mengenai sabda Nabi Muhammad SAW yang berbunyi:

Artinya: "Aku pernah mendengar Rasulullah SAW. bersabda: Apabila kamu sekalian mendengar bahwa ada wabah penyakit sedang berjangkit di suatu daerah, maka janganlah kalian datang ke situ, dan apabila wabah penyakit itu telah berjangkit di suatu daerah sedangkan kalian ada di situ maka janganlah kalian keluar dari situ menuju daerah lain."(HR. Bukhari dan Muslim).

Maksud dari kalimat "dan apabila wabah penyakit itu telah berjangkit di suatu daerah sedangkan kalian ada di daerah tersebut maka janganlah kalian keluar dari daerah tersebut menuju daerah lain "adalah dengan tetap berada di daerah masing-masing, agar wabah tidak semakin menyebar ke daerah-daerah lainnya Al-Mundziri (2003). Hal ini seperti apa yang dilakukan oleh pemerintah agar masyarakat tetap berada di rumah dan tetap menjaga kebersihan. Nabi SAW telah memberikan petuah untuk umat manusia agar menjaga kebersihannya, hadis ini

berbunyi:

Artinya: "Dari Abu Malik Al-Harits bin Ashim Al-Asyari radhiyallaahu anhu, Dia berkata: Rasulullah sholallahu alaihi wa sallam pernah bersabda, "Bersuci adalah separuh dari keimanan "". (Riwayat Muslim no.223) dan hadits lain yang menyeru manusia agar mencuci kedua tangan tatkala bangun tidur serta mencuci tangan sebelum dan sesudah makan.

Upaya yang dilakukan pemerintah ini merupakan suatu kebijakan yang tidak bertentangan dengan ajaran Ibnu Sina di zaman dahulu, pada zaman dahulu Al-Biruni menyambut kedatangan Ibnu Sina dengan ingin memeluknya, namun Ibnu Sina menolaknya dan Ibnu Sina meminta pada Al-Biruni pakaian baru dan Ia juga meminta cuka untuk mencuci tangan dan wajahnya. Al-Biruni terkaget-kaget dengan permintaan Ibnu Sina, lalu Al-Biruni bertanya kepada Ibnu Sina, "Ini tradisi bangsa mana? ". Ibnu Sina menjawab, "Tradisi ini harus berlaku di negara-negara tempat Wabah Hitam (*Black Death*) bersembunyi."

Dalam hadis yang diriwayatkan oleh Imam Bukhari, Imam Muslim, dan Imam Ahmad dalam kitabnya menjelaskan bahwasannya orang yang meninggal karena thoun, orang tersebut dikatakan mati syahid. Berikut hadis yang menjelaskan orang yang meninggal karena thoun dikatakan mati syahid:

عن حفصة حَفْصَةُ بِنْتُ سِيرِينَ قَالَتْ قَالَ لِي أَنْسُ بَنُ مَالِكٍ رَضِيَ اللّهِ عَن حفصة حَفْصَةُ بِنْتُ سِيرِينَ قَالَتُ قَالَ إِنْ مَاتَ قُلْتُ مِنْ الطّاعُونِ قَالَ: قَالَ رَسُولُ اللّهِ صَلّى اللّهُ عَلَيْهِ وَسَلّمَ الطّاعُونُ شَهَادَةٌ لِكُلِّ مُسْلِمٍ

Artinya: "Dari Hafsah binti Sirin bahwa ia mengatakan Anas bin Malik Ra bertanya kepadaku; Yahya meninggal karena apa? Aku katakan karena Thaun (penyakit menular). Anas berkata, Rasulullah SAW bersabda, "*Thaun* adalah kesyahidan bagi setiap Muslim.""(HR Al Bukhari 2830, 5732, Muslim 1916, Ahmad 3/150). Hadis ini menjelaskan bahwasannya setiap orang yang apabila terdapat *Thaun* di suatu daerah dan orang tersebut tetap berada di rumah, maka orang tersebut mendapatkan pahala *syahid* meskipun orang tersebut tidak meninggal.

Pada kitab (Mabadi) kaidah ke-19 telah dijelaskan bahwasannya mencegah kerusakan atau mencegah penambahan kasus COVID-19 itu lebih dianjurkan daripada dengan keluar rumah tanpa adanya alasan, seperti halnya belanja di pusat perbelanjaan yang hanya untuk menyenangkan dirinya sendiri. Hal ini terdapat pada kaidah *ushul fiqh* yang ke-19 berbunyi:

دَرْءُ الْمَفَاسِدِ مُقَدَّمٌ عَلَى جَلْبِ الْمَصَالِ

Artinya: "Menolak kerusakan itu didahulukan dari pada mengambil

kemaslahatan"

Kaidah fiqih ini digunakan sebagai alasan bahwasannya keselamatan jiwa manusia agar tidak terkena virus COVID-19 dengan tetap berada di rumah, untuk tidak keluar rumah seperti mendekati keramaian (pasar). Hal ini bertujuan untuk memutus penyebaran COVID-19, pencegahan ini sangat dibutuhkan agar tidak menular lebih luas lagi (Khaeruman et al., 2019).

#### 2.3. Citra Digital

Citra merupakan gambaran atau kemiripan dari suatu objek, sedangkan citra digital adalah sebuah citra yang dapat diolah sedemikian rupa oleh komputer (Andono, 2017). Citra pada medis merupakan teknis atau proses yang digunakan untuk membuat gambar tubuh manusia (organ dalam tubuh) untuk tujun klinis, salah satunya yaitu rontgen dada dengan sinar X. Citra yang dihasilkan dari rontgen dada ini disebut dengan *Chest X-Ray* Pereira et al. (2020).

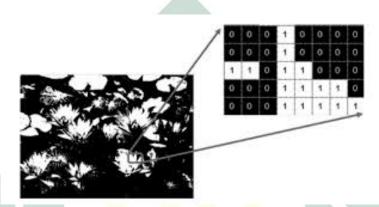
Citra digital dapat juga ditulis dengan menggunakan matriks berikut Andono (2017).

$$f(x) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & \vdots & \vdots & f(1,M-1) \\ & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix}$$

Ilustrasi matriks di atas menunjukkan bahwasannya fungsi intensitas f(x,y) dapat menggambarkan suatu citra, di mana x merupakan baris dan y adalah kolom. Pada setip titik fungsi intensitas menunjukkan besarnya nilai suatu warna pada citra atau tingkat keabuan pada citra (Andono, 2017).

#### 2.3.1. Citra Biner

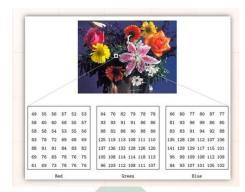
Citra biner merupakan citra yang hanya memiliki warna atau dua nilai saja, yaitu hitam atau putih dan 0 atau 1 (Sudaryanto), [2018]).



Gambar 2.2 Citra Biner (Andono, 2017)

#### 2.3.2. Red Green Blue (RGB)

Red, Green, Blue (RGB) merupakan model warna yang terdiri dari tiga komponen warna yaitu komponen yang pertama red atau merah (R), komponen yang kedua yaitu green atau hijau (G), dan komponen yang terakhir yaitu blue atau biru (B). Komponen-komponen ini dapat ditambahkan berbagai cara untuk dapat menghasilkan berbagai macam warna (Prabowo and Abdullah, 2018).



Gambar 2.3 Contoh Matriks dari Citra RGB (Andono, 2017)

#### 2.3.3. Grayscale

Citra *grayscale* atau citra keabuan adalah sebuah matriks dengan memiliki nilai-nilai yang menunjukkan intensitas dari setiap piksel yang bernilai minimum biasanya 0 dan maksimum 255. Nilai minimum dan maksimum citra grayscale banyak kemungkinan bergantung pada jumlah bit yang digunakan, pada umumnya menggunakan 8 bit (Maria et al., 2018). Berikut rumus pengubahan citra dari citra RGB menjadi citra grayscale ditunjukkan dalam Persamaan 2.1

$$Gray(1,1) = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B$$
 (2.1)



Gambar 2.4 Citra Grayscale (Andono, 2017)

#### 2.4. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan sebuah ilmu yang mempelajari tentang hal-hal yang bersangkutan dengan perbaikan kualitas gambar, meliputi peningkatan kontras, transformasi warna, dan restorasi citra. Transformasi gambar meliputi rotasi, skala, dan transformasi geometrik. Melakukan pemilihan citra ciri atau *feature image* yang optimal dengan tujuan analisis untuk melakukan proses penarikan suatu informasi atau untuk deskripsi suatu objek dan lain sebagainya. *Input* dari pengolahan citra adalah citra, sedangkan untuk *output* adalah citra yang telah diolah (Utara, 2003). Berikut akan dijelaskan terkait dengan teknik-teknik pengolahan citra digital untuk klasifikasi Andono (2017).

#### 2.4.1. Tahap *Preprocessing* pada Citra

Preprocessing merupakan suatu tahapan untuk memberikan peningkatan kualitas yang lebih baik lagi pada sebuah citra. Tujuan utama tahapan preprocessing ini adalah untuk memproses suatu citra sehingga citra yang kita inginkan hasilnya lebih baik. Salah satu contoh dari preprocessing adalah seperti mengubah ukuran citra, mengubah citra RGB ke citra grayscale dan lain-lain Purnamasari (2017).

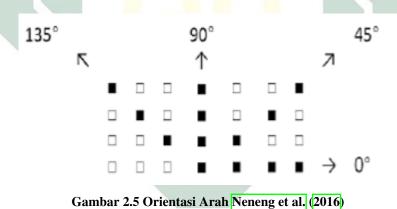
#### 2.4.2. Analisis Citra

Pada bab ini akan menjelaskan tentang cara menganalisis citra. Analisis citra ini adalah suatu teknik untuk mendeteksi tekstur, tepi, bentuk dan lain sebagainya untuk mendapatkan informasi dari sebuah citra. Analisis citra untuk tekstur memiliki banyak metode, salah satunya adalah *Gray Level Co-occurence* 

Matrix (GLCM).

#### 2.5. Gray Level Co-occurence Matrix (GLCM)

Gary Level Co-occuracy Matrix (GLCM) merupakan suatu metode untuk ekstraksi fitur berbasis fitur yang sangat populer. GLCM menentukan hubungan tekstur antar piksel satu dengan piksel yang lainnya sehingga memiliki derajat keabuan yang sama (ozturk, Saban; Akdemir, 2018). GLCM disimpan dalam bentuk matriks  $i \times j \times n$ , dimana n merupakan bilangan GLCM dari orientasi arah yang berbeda, i menunjukkan nilai baris dan j menunjukkan nilai kolom (A.Harshavardhan, Suresh Babu, 2017). Terdapat empat orientasi arah pergesaran yang dapat dilihat pada Gambar [2.5]



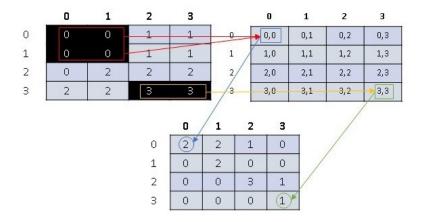
Dari arah timur (kanan) dapat memilih ketetanggan piksel. Salah satu cara untuk mempresentasikan hubungan ini adalah berupa (1,0) yang menyatakan hubungan dua piksel yang berjajar horizontal dengan piksel bernilai 1 diikuti dengan piksel bernilai 0 Mishra et al. (2017). Tahapan yang dilakukan untuk ekstraksi fitur dengan GLCM ini adalah:

1. Langkah awal yaitu matriks GLCM yang dibentuk dari pasangan piksel yang

berketetanggaan berdasarkan arah rotasi 0°, 45°, 90° dan 135°.

- 2. Langkah selanjutnya adalah membentuk matriks simetris dengan cara menambahkan hasil matriks pasangan piksel dengan matriks transposenya.
- 3. Selanjutnya adalah menormalisasi matriks simeteris dengan membagi setiap elemen matriks simetris dengan jumlah pasangan pikselnya.
- 4. Langkah yang terakhir yaitu mencari nilai dari setiap fitur yang digunakan yaitu kontras, homogenitas, energi dan korelasi.

Lebih mudahnya dapat melihat ilustrasi sebagai berikut.



Gambar 2.6 Jumlah Pasangan Piksel

Matriks pada Gambar 2.6 disebut dengan matriks *framework*. Matriks ini perlu untuk diolah kembali menjadi matriks yang simetris yaitu dengan cara menambahkan hasil matriks transposnya, sebagaimana dapat dilihat ilustrasi berikut ini.

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

Nilai-nilai elemen GLCM perlu dinormalisasi dengan cara membagi setiap elemen matriks normalisasi dengan jumlah piksel pasangan untuk menghilangkan ketergantungan pada ukuran citra. Dengan demikian, ilustrasi GLCM di atas menjadi seperti berikut ini.

$$\begin{bmatrix} \frac{4}{24} & \frac{2}{24} & \frac{1}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{2}{24} & \frac{4}{24} & \frac{0}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{1}{24} & \frac{0}{24} & \frac{6}{24} & \frac{1}{24} \\ \frac{0}{24} & \frac{0}{24} & \frac{1}{24} & \frac{2}{24} \end{bmatrix}$$

Terdapat beberapa fitur ekstraksi yang biasanya digunakan untuk ekstraksi GLCM yaitu (Hall-beyer, 2017):

#### **2.5.1.** Kontras (*Contrast*)

Kontras merupakan variasi dari nilai intensitas lokal dalam matriks tekstur. Semakin rendah kontras tekstur, berarti pixel tetangga pada matriks memiliki nilai intensitas lokal yang mirip dan sebaliknya. Ekstraksi ciri kontras dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 2.2 berikut.

$$Contrast = \sum_{a} \sum_{b} |a - b|^2 p_{(a,b)}$$

$$(2.2)$$

Dimana  $p_{(a,b)}$  menyatakan nilai piksel pada baris a dan kolom b pada matriks

co-occurrance.

#### **2.5.2.** Homogenitas (*Homogeneity*)

Homogeneity merupakan tingkat homogenitas perulangan dari tekstur. Ekstraksi ciri homogeneity dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 2.3 berikut.

$$Homogeneity = \sum_{a} \sum_{b} \left(\frac{p(a,b)}{1 + (a-b)^2}\right) \tag{2.3}$$

#### **2.5.3.** Energi (*Energy*)

Energi merupakan ukuran tingkat keseragaman tekstur. Nilai yang tinggi dari energi merepresentasikan tingkat keseragaman tekstur yang tinggi pada suatu citra. Ekstraksi ciri energi dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 2.4 berikut.

$$Energi = \sum_{a} \sum_{b} (p_{(a,b))^2}(2.4)$$

#### 2.5.4. Korelasi (Correlation)

Korelasi merupakan ukuran tingkat hubungan linear keabuan satu *pixel* relatif terhadap pixel yang lain. Ekstraksi ciri korelasi dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.5 berikut.

$$Korelasi = \sum_{a} \sum_{b} p_{(a,b)} \frac{(a - \mu_a) \times (b - \mu_b)}{\sqrt{\sigma_a^2 \sigma_b^2}}$$
 (2.5)

dimana,

$$\mu_a: \sum_a \sum_b ap(a,b) \tag{2.6}$$

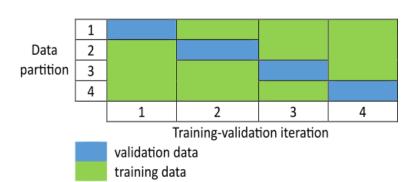
$$\mu_b: \sum_b \sum_b bp(a,b) \tag{2.7}$$

$$\sigma_a: \sqrt{\sum_a \sum_b (a - \mu_a)^2 p(a, b)}$$
 (2.8)

$$\sigma_b: \sqrt{\sum_a \sum_b (b - \mu_b)^2 p(a, b)}$$
 (2.9)

# 2.6. K-fold Cross Validation

K-fold cross validation atau bisa juga disebut dengan estimasi rotasi merupakan suatu teknik untuk meminimalisasi bias dengan pengambilan sampel acak dari data training dan testing. Salah satu teknik dari k-fold cross validation untuk memperkirakan seberapa akurat suatu model ketika dijalankan. Selain itu juga, teknik dari k-fold cross validation memecah data menjadi K bagian dengan ukuran yang sama. Training dan testing dilakukan sebanyak K kali. Untuk percobaan yang pertama adalah subset data D1 menjadi data testing dan subset data yang lainnya menjadi data training, percobaan kedua subset data D2 menjadi data testing dan subset data D1, D3 sampai dengan subset data Dk merupakan data tarining (Tempola et al., 2018). Lebih mudahnya dapat dilihat pada ilustrasi dari k-fold cross validation berikut ini.



Data partition and validation iterations for k=4

Gambar 2.7 Pembagian Data dengan K-fold cross validation (MathWorks, 2020)

Berdasarkan ilustrasi *k-fold cross validation* di atas, kotak yang berwarna hijau menunjukkan data *training*. Gambar 2.7 menunjukkan bahwasannya data dieksekusi menjadi 4 bagian, pada setiap subset datanya akan memiliki kesempatan untuk menjadi data *training* dan data *testing*, berikut akan dijelaskan alur jalannya pembagian data dengan D1 merupakan data ke-1, begitu seterusnya sampai data ke-K:

- Skenario pertama yaitu D1 mejadi data *testing*, sedangkan D2, D3 dan D4 merupakan data *training*.
- 2. Skenario ke-dua yaitu D2 menjadi data *testing*, untuk D1, D3 dan D4 adalah data *training*.
- 3. Skenario ke-tiga yaitu D3 mejadi data *testing*, sedangkan D1, D2 dan D4 merupakan data *training*.
- 4. Skenario ke-empat yaitu D4 menjadi data *testing*, untuk D1, D2 dan D3 adalah data *training*.

## 2.7. Machine Learning

Machine learning merupakan pemrograman dalam komputer untuk mengoptimalkan kriteria kinerja dalam komputer dengan menggunakan data sampel atau penelitian yang terdahulu (Alpaydin, 2020). Data yang digunakan biasanya dibagi menjadi 2 yaitu data training dan data testing. Pada suatu penelitian dibutuhkan data training dan juga data testing, di mana data training digunakan untuk tahap pembelajaran sedangkan untuk menguji kinerja pada suatu metode atau algoritma menggunakan data yang disebut dengan data testing (Fikriya, Z. A., Irawan, M. I., 2017).

# 2.8. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (*feedforward*) merupakan cabang dari ilmu kecerdasan buatan. Jaringan saraf tiruan biasa digunakan untuk mencari pola data atau keterkaitan antar data yang biasanya memiliki kapasitas data yang besar dan sulit untuk dianalisis (Kusumadewi, 2004). Untuk mengetahui struktur *feedforward* yaitu dengan melihat berapa banyak jumlah (*layer*) dan jumlah node di setiap lapisannya. Oleh karena itu, model *feedforward* ini dapat dibagi menjadi beberapa bagian, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi dan juga lapisan output yang saling terhubung satu dengan yang lainnya (Fadilla Ifan, Putra Pandu Adikara, 2018).

### 2.9. Extreme Learning Machine (ELM)

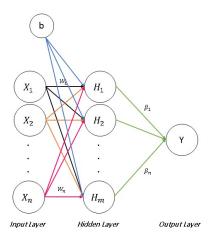
Extreme Learning Machine (ELM) adalah salah satu jaringan saraf tiruan dengan umpan maju (feedforward) yang mana memiliki satu lapisan tersembunyi yang disebut dengan Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks (SLFNs)

(Suresh et al., 2009). *Feedforward* bertujuan untuk pengenalan pola pada data agar proses identifikasi memiliki hasil yang akurat. *Feedforward* memiliki proses pencarian bobot terbaik dengan cara melakukan pencarian dari suatu fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi yang dapat digunakan adalah dapat dilihat pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Fungsi Aktivasi

. //	
Fungsi Aktivasi	Rumus
Fungsi Sigmoid	$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}$
Fungsi Linear	H = x
Fungsi Sin	$f(x) = \sin(x)$
Fungsi R <mark>adi</mark> al Bebas	$H = e(-x^2)$

Pada algoritma ELM parameter pembelajaran node tersembunyi termasuk *input* bobot dan *input* bias dapat ditetapkan secara acak, dan untuk bobot keluaran jaringan dapat ditentukan secara analitik dengan operasi invers umum yang sederhana. Kelebihan dari ELM adalah pelatihan yang efisien tanpa pembelajaran yang memakan waktu untuk prosesnya. Selain itu, pada pendekatan universal kemampuan ELM telah berhasil diterapkan di banyak aplikasi dunia nyata, seperti klasifikasi dan masalah regresi (Ding et al., 2015). Gambar 2.8 merupakan struktur umum dari algoritma ELM.



Gambar 2.8 Struktur Umum ELM Neneng et al. (2016)

(Fadilla Ifan, Putra Pandu Adikara, 2018) menjelaskan bahwasannya ELM merupakan model matematis yang efektif dan sederhana. Model jaringan saraf tiruan ELM dengan n neuron input, m neuron hidden layer dan fungsi aktifasi g(x). Misal  $m = \begin{bmatrix} x_1, & x_2, & x_3, & ..., & x_n \end{bmatrix}$  dengan  $x_n$  merupakan nilai input pada jaringan tersebut, H adalah matriks bobot penghubung input layer dan hidden layer maka matriks H mempunyai ukuran  $n \times m$ . Pencarian nilai bobot ini dilakukan secara r andom. Dapat dimodelkan sebagai berikut (Ding et al., 2015):

$$\sum_{i=1}^{m} \beta_i g(w_{m,n} x_n + b_n) = t_j$$
 (2.10)

### Keterangan:

$$j = bilangan1, 2, ..., m$$

$$w_m = \begin{bmatrix} w_{m,1}, & w_{1,2}, & ..., & w_{1,n} \end{bmatrix}^t$$

$$\beta_m = \begin{bmatrix} \beta_{m1}, & \beta_{1,2}, & ..., & \beta_{1,n} \end{bmatrix}^t$$

 $b_n = bias$  dari hidden node ke-i

Untuk lebih mudahnya dapat dilihat pada Persamaan 2.11 berikut ini:

$$H\beta = Y \tag{2.11}$$

Dimana,

$$H = egin{bmatrix} g(w_1x_1+b_1) & \dots & g(w_mx_1+b_m) \\ \dots & \dots & \dots \\ g(w_nx_{n,1}+b_n) & \dots & g(w_{m,n}x_n+b_m) \end{bmatrix}, \, \mathrm{dan} \ eta = egin{bmatrix} eta_1^t \\ \dots \\ eta_m^t \end{bmatrix}$$

 $\beta$  merupakan matriks dari bobot output dan Y matriks dari target.

Pada ELM, bobot dan nilai bias ditentukan secara *random*. Sehingga *hidden layer* yang berhubungan dengan bobot *output* dapat dicari dengan matriks *moore-penrose generalized invers* dari matriks *H*. Berikut persamaan matriks *moore-penrose generalized invers*.

$$H^{\dagger} = (H^T H)^{-1} H^T \tag{2.12}$$

Sehingga untuk mencari nilai bobot keluaran dari *hidden layer* dengan menggunakan Persamaan 2.13 berikut Handika et al. (2016):

$$\beta = H^{\dagger}T \tag{2.13}$$

Pada arsitektur ELM yang telah dijelaskan di atas, setiap *node* pada *input*dihubungkan dengan *node* pada *hidden layer* dengan menggunakan fungsi aktivasi  $g(w_{m,n}x_n + b_m)$  sehingga menghasilkan matriks H yang berukuran banyak node  $\times$  banyak data. Berikut langkah-langkah yang lebih mudah untuk perhitungan ELM:

Untuk algoritma dari training dan testing berbeda, berikut langkah-langkahnya:

Langkah 1: Membagi data menjadi data training dan testing

### Algoritma training

Langkah 2: *Input* data *training* 

Langkah 3: Inisialisasi bobot awal (bobot *input nodes* ke *hidden nodes* dan bobot bias ke *hidden nodes*) dengan bilangan acak interval fungsi aktivasi sigmoid, fungsi aktivasi linear, fungsi aktivasi sin dan fungsi aktivasi radial basis sehingga bobot awal harus dalam interval [0,1].

Langkah 4: Setiap unit *input* menerima sinyal *input* dan meneruskan sinyal tersebut ke seluruh unit lapisan di atasnya (unit *hidden*).

Langkah 5: Menghitung semua keluaran di unit tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi-fungsi aktivasi tersebut.

$$H = \begin{bmatrix} g(w_1x_1 + b_1) & \dots & g(w_mx_1 + b_m) \\ \dots & \dots & \dots \\ g(w_nx_{n,1} + b_n) & \dots & g(w_{m,n}x_n + b_m) \end{bmatrix}$$
 Menghitung bobot yang menghubungkan neuron hidden

Langkah 6: Menghitung bobot yang menghubungkan *neuron hidden* dengan *neuron input* dengan persamaan berikut:

$$\beta = H^{\dagger}Y$$

# Algoritma testing

Langkah 7: input data testing

Langkah 8: inisialisasi bobot (bobot *input nodes* ke h*idden nodes*, bobot bias ke *hidden nodes*, dan bobot *hidden nodes* ke *output*) yang diperoleh dari langkah 3

Langkah 9: melakukan langkah yang sama dengan langkah 4 dan langkah 5

Langkah 10: menghitung semua keluaran di unit output dengan persamaan berikut:

$$H\beta = Y$$

### 2.10. Evaluasi Kinerja Klasifikator

Suatu sistem klasifikasi yang baik dibutuhkan evaluasi kinerja untuk mengetahui keberhasilan dan nilai kepercayaan dari sebuah metode yang digunakan untuk klasifikasi. Salah satu caranya yaitu dengan menggunakan confusion matrix. Confusion matrix merupakan suatu perhitungan untuk membandingkan data dengan hasil klasifikasi sesuai dengan kelasnya. Hasil akhir dari evaluasi ini adalah tingkat akurasi. Tingkat akurasi ini nantinya akan dijadikan acuan penelitian apakah model dari metode yang digunakan sudah bagus atau belum Indriyanti et al. (2017).

### 2.10.1. Confusion Matrix Dua Kelas

Confusion matrix dengan ukuran 2 × 2 yang terkait dengan classifier menunjukkan hasil klasifikasi dan data aktual yang mana TP (True Positif) merupakan kelas sebenarnya positif dan diprediksi positif, label kelas yang diprediksi benar, TN (True Negative) merupakan kelas sebenarnya negatif dan perkiraan negatif, label kelas yang diprediksi benar, FP (False Positif) merupakan kelas sebenarnya negatif tetapi diprediksi positif, label kelas yang diprediksi salah, dan FN (False Negative) merupakan kelas sebenarnya positif tetapi dipresiksi negatif, label kelas yang diprediksi salah. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 2.2 sebagai berikut:

Tabel 2.2 Confusion matrix

N(*) - ! D J! !	Nilai Aktual		
Nilai Prediksi	True	False	
True	True Positif(TP)	False Positif(FP)	
False	False Negatif(FN)	True Negatif(TN)	

Dari Tabel 2.2 dapat dihitung tingkat akurasi, sensitivitas dan spesifisitas di mana akurasi merupakan keberhasilan dari suatu sistme untuk klasifikasi, sensitivitas merupakan nilai dari hasil klasifikasi di mana penderita penyakit terdiagnosis berpenyakit dan untuk spesitifitas adalah nilai dari klasifikasi yang penederita tersebut sehat dan tidak terdiagnosa memiliki penyakit. Pada Persamaan 2.14 sampai dengan Persamaan 2.16 menunjukkan perhitungan untuk mencari nilai akurasi, sensitivitas dan juga spesifisitas.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100$$

$$TP$$
(2.14)

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \tag{2.15}$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \tag{2.16}$$

## **BAB III**

### METODE PENELITIAN

### 3.1. Jenis Penelitian

Dalam penelitian ini digunakan data *chest X-ray* untuk menklasifikasi penyakit COVID-19 menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM). Sehingga penelitian ini termasuk jenis penelitian terapan, karena hasil klasifikasi dari penelitian ini nantinya dapat digunakan sebagai suatu sistem alternatif yang menklasifikasi penyakit COVID-19 berdasarkan citra *Chest X-Ray*. Diharapkan untuk mempercepat penanganan COVID-19.

#### 3.2. Data Penelitian

Pada penelitian ini menggunakan data citra *chest X-Ray* sebanyak 1031 data yang berasal dari (Kermany et al., 2018). Tabel 3.1 menunjukkan data yang digunakan dalam penelitian ini.

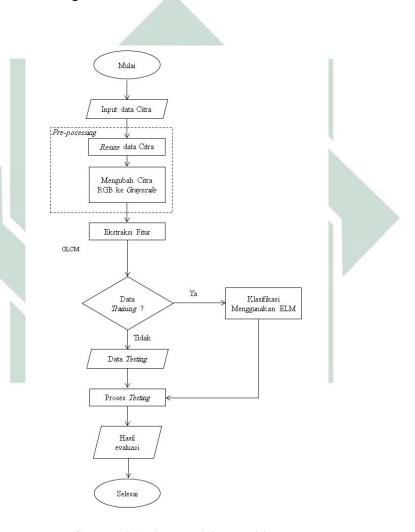
**Tabel 3.1 Rincian Data Penelitian** 

Jenis Data Format Da		Jumlah Data	Sumber Data
COVID-19	JPEG	119	(Kaggle, 2020)
Non COVID-19	JPEG	912	(Github, 2019)

Data ini diambil pada 03 April 2020 dari website masing-masing, data ini bertambah setiap minggunya, sehingga ketika mengambil data di waktu yang berbeda maka jumlah data akan bertambah.

## 3.3. Pengolahan Data

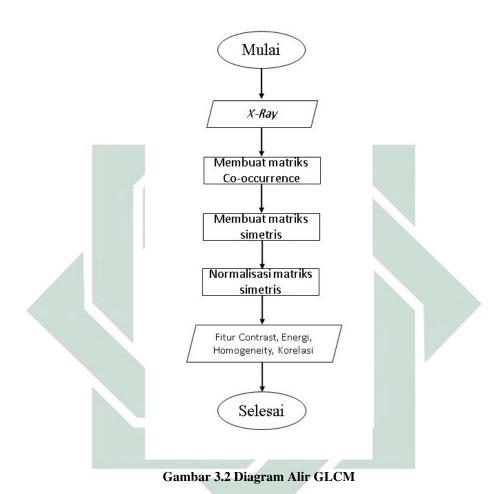
Gambar 3.1 menjelaskan langkah-langkah penelitian, citra data *chest X-Ray* ini pada setiap datanya memiliki ukuran yang berbeda-beda dari satu data dengan data yang lainnya, oleh karena itu dibutuhkan *prepocessing* agar suatu citra tersebut dapat diolah dengan baik.



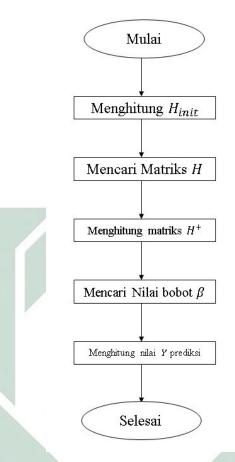
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

1. Setelah memperbaiki citra, langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan *Gray Level Co-occuracy Matrix* (GLCM). Pada penelitian ini menggunakan empat orientasi arah yaitu 0°, 45°, 90° dan 135° dengan mencari nilai-nilai fitur menggunakan Persamaan 2.2-2.5 Ke-empat fitur ini

nantinya akan digunakan untuk tahap klasifikasi. Berikut adalah langkah untuk ekstraksi fitur GLCM disajikan pada Gambar 3.2



2. Kemudian dilakukan proses klasifikasi menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM). Klasifikasi dengan ELM menggunakan beberapa percobaan *node hidden* yaitu 5, 10, 15, 20, 25, 30 dan 35 dan juga menggunakan beberapa percobaan fungsi aktivasi yaitu sigmoid, linear, sin dan radial basis. Pada tahap ini akan dilakukan 3 tahapan, yaitu *training*, *testing*, dan evaluasi. Pembagian data *training* dan *testing* dilakukan menggunakan *k-fold cross validation* dengan k=5. Langkah-langkah perhitungan ELM dapat dilihat pada Gambar [3.3]



Gambar 3.3 Diagram Alir Algoritma ELM

Adapun langkah-langkah untuk melakukan klasifikasi menggunakan ELM sebagai berikut:

Langkah 1: Membagi data menjadi data training dan testing

## Algoritma training

Langkah 2: Input data training

Langkah 3: Inisialisasi bobot awal (bobot *input nodes* ke *hidden nodes* dan bobot bias ke *hidden nodes*) dengan bilangan acak interval fungsi aktivasi sigmoid biner sehingga bobot awal harus dalam interval [0,1].

Langkah 4: Setiap unit *input* menerima sinyal *input* dan meneruskan sinyal tersebut ke seluruh unit lapisan di atasnya (unit *hidden*).

Langkah 5: Menghitung semua keluaran di unit tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi.

$$H = \begin{bmatrix} g(w_1x_1 + b_1) & \dots & g(w_mx_1 + b_m) \\ \dots & \dots & \dots \\ g(w_nx_{n,1} + b_n) & \dots & g(w_{m,n}x_n + b_m) \end{bmatrix}$$

Langkah 6: Menghitung bobot yang menghubungkan *neuron hidden* dengan *neuron input* dengan persamaan berikut:

$$\beta = H^+ Y$$

## Algoritma testing

Langkah 7: input data *testing* 

Langkah 8: inisialisasi bobot (bobot *input nodes* ke h*idden nodes*, bobot bias ke *hidden nodes*, dan bobot *hidden nodes* ke *output*) yang diperoleh dari langkah 3

Langkah 9: melakukan langkah yang sama dengan langkah 4 dan langkah 5 Langkah 10: menghitung semua keluaran di unit output dengan persamaan berikut:

$$H\beta = Y$$

## **BAB IV**

## HASIL DAN PEMBAHASAN

## 4.1. Preprocessing Data

Sistem klasifikasi COVID-19 dan non-COVID-19 dirancang dengan menggunakan *Extreme Learning Machine* berdasarkan citra *chest X-Ray*. Citra *chest X-Ray* ini diperoleh dari (Kermany et al., 2018). Data ini terdiri dari 1031 citra *chest X-Ray* yang mana 119 data citra *chest X-Ray* COVID-19 dan sebanyak 912 citra non-COVID-19. Semua citra tersebut dalam format JPEG dengan resolusi yang berbeda beda, oleh karena itu dibutuhkan resize data agar ukuran resolusinya sama. Berikut sampel data dari data citra *chest X-Ray* COVID-19 dan non-COVID-19 ditunjukkan pada Gambar 4.1 dan 4.2



Gambar 4.1 Sampel citra chest X-ray COVID-19







Gambar 4.2 Sampel citra chest X-Ray Normal

Citra *chest X-Ray* digunakan sebagai *inputan* dalam sistem klasifikasi COVID-19 dan non-COVID-19 ini menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM). Tahapan yang dilakukan untuk klasifikasi dengan menggunakan ELM yaitu *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Langkah yang pertama yaitu *preprocessing*. Citra *chest X-Ray* ini terlebih dahulu dilakukan *preprocessing* karena di setiap citra memiliki ukuran berbeda-beda. Sehingga sangat diperlukan *preprocessing* untuk mengubah ukuran citra agar ukuran citra tersebut sama dan mengubah citra *chest X-ray* RGB menjadi *grayscale*.

#### 4.1.1. Resize

Resize adalah mengubah ukuran awal dari sebuah citra. Data citra chest X-Ray ini beragam ukuran ada yang  $1024 \times 995$ ,  $2090 \times 1858$ ,  $712 \times 439$  dan lain sebagainya. Oleh karena itu, ukuran citra tersebut semua diubah menjadi  $224 \times 224$  (Novitasari et al., [2020]).

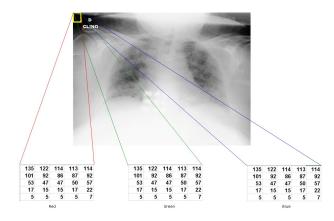
84	111	135	111	102
86	120	127	109	105
89	127	117	106	105
94	132	117	109	108
102	134	118	112	111
111	135	119	114	114
120	132	117	115	114
130	128	118	113	111
135	125	117	111	111
135	125	117	111	1

Gambar 4.3 Sampel resize citra chest X-Ray COVID-19

27	25	25	25	24
27	25	25	24	24 23
27	25	25	24	23
27	25	25	25	23
26	24	24	26	23 24 24 23
27	25	25	26	24
26	25	26	25	24
25	26	25	24	23
26	27	26	24	23

Gambar 4.4 Sampel resize citra chest X-Ray Normal

Setelah mengubah ukuran citra chest X-Ray menjadi  $224 \times 224$  langkah selanjutnya adalah mengubah citra chest X-Ray yang terbaca bernilai RGB menjadi citra grayscale. Pada Gambar 4.7 ini ditunjukkan hasil dari pengambilan nilai red, green, dan blue. Pada komponen R menyimpan sebuah matriks yang bernilai merah, pada komponen G menyimpan sebuah matriks yang bernilai hijau dan pada komponen G menyimpan sebuah matriks yang bernilai biru.



Gambar 4.5 Nilai R, Nilai G, dan Nilai B dari sampel citra chest X-Ray COVID-19

Sehingga untuk mengubah citra RGB ke *grayscale* dapat dicari dengan menggunakan Persamaan 2.1 sebagai berikut:

$$Gray(1,1) = 0.299 \times 135 + 0.587 \times 135 + 0.114 \times 135 = 135$$
  
 $Gray(1,2) = 0.299 \times 122 + 0.587 \times 122 + 0.114 \times 122 = 122$   
 $Gray(1,3) = 0.299 \times 114 + 0.587 \times 114 + 0.114 \times 114 = 114$   
 $Gray(1,4) = 0.299 \times 113 + 0.587 \times 113 + 0.114 \times 113 = 113$   
 $Gray(1,5) = 0.299 \times 114 + 0.587 \times 114 + 0.114 \times 114 = 114$ 

Dilakukannya roses pengubahan RGB ke *grayscale* secara terus menerus dari baris dan kolomnya sehingga menghasilkan matriks *gray* seperti dibawah ini.

### 4.2. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan suatu proses untuk mencari informasi dari sebuah citra. Pada penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur GLCM, matriks *co-occurrence* dibentuk dari empat arah orientasi yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°, sehingga terdapat empat buah matriks *co-occurrence*. Setelah itu, untuk mendapatkan nilai tekstur dari GLCM menggunakan Persamaan 2.2 sampai dengan Persamaan 2.5

Data citra X-Ray COVID-19 dari 150 citra X-Ray digunakan untuk trainig data sebagai klasifikasi ELM. Penelitian ini menggunakan fitur GLCM dengan menggunakan empat fitur statistik yaitu kontras, energi, homogenitas dan korelasi dengan masing-masing fitur berorientasi pada sudut  $0^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$ ,  $90^{\circ}$ , dan  $135^{\circ}$ .

Untuk melakukan ekstraksi fitur dengan GLCM, terdapat beberapa tahapan. Tahapan untuk mencari fitur GLCM telah dijelaskan di subbab 6 pada Bab II. Berikut hasil dari perhitungan ekstraksi fitur menggunakan GLCM.

 Membentuk Matriks Co-Occurance Citra X-ray COVID-19 yang telah melalui preprocessing akan dicari matriks co-occurance dimisalkan dengan A sebagaimana berikut ini.

$$A_{8\times8} = \begin{bmatrix} 2528 & 89 & \cdots & 5 & 0 \\ 69 & 558 & \cdots & 6 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 7 & 5 & \cdots & 6653 & 41 \\ 0 & 0 & \cdots & 41 & 444 \end{bmatrix}$$

Setelah mendapatkan matriks *co-occurance*, selanjutnya yaitu transpose matriks *co-occurance* untuk mencari matriks simetris.

$$A'_{8\times8} = \begin{bmatrix} 2528 & 69 & \cdots & 7 & 0 \\ 89 & 558 & \cdots & 5 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 5 & 6 & \cdots & 6653 & 41 \\ 0 & 0 & \cdots & 41 & 444 \end{bmatrix}$$

 Membuat Matriks Simetris Matriks simetris ini dilakukan dengan cara menjumlahkan matriks co-occurrance dan tranpos dari matriks co-occurance.

Matriks Simetris = Matriks Co-Occurance + Matriks Transpose

$$\begin{bmatrix} 2528 & 89 & \cdots & 5 & 0 \\ 69 & 558 & \cdots & 6 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 7 & 5 & \cdots & 6653 & 41 \\ 0 & 0 & \cdots & 41 & 444 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2528 & 69 & \cdots & 7 & 0 \\ 89 & 558 & \cdots & 5 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 5 & 6 & \cdots & 6653 & 41 \\ 0 & 0 & \cdots & 41 & 444 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5056 & 158 & \cdots & 12 & 0 \\ 158 & 1116 & \cdots & 11 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 12 & 11 & \cdots & 13306 & 82 \\ 0 & 0 & \cdots & 82 & 888 \end{bmatrix}$$

3. Normalisasi Matriks Simetris Selanjutnya yaitu normalisasi matriks simetris sehingga matriks normalisasi bernilai 1.

$$\text{Matriks Normalisasi} = \begin{bmatrix} \frac{5056}{47901} & \frac{158}{47901} & \cdots & \frac{12}{47901} & \frac{0}{47901} \\ \frac{158}{47901} & \frac{1116}{47901} & \cdots & \frac{11}{47901} & \frac{0}{47901} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \frac{12}{47901} & \frac{11}{47901} & \cdots & \frac{13306}{47901} & \frac{82}{47901} \\ \frac{0}{47901} & \frac{0}{47901} & \cdots & \frac{82}{47901} & \frac{888}{47901} \end{bmatrix}$$

4. Selanjutnya adalah ekstraksi fitur pada semua data citra *X-Ray* COVID-19 dan non-COVID-19 yang melalui proses *trainig* maupun melalui *testing*. Penelitian ini menggunakan empat fitur dari GLCM yaitu kontras, homogentias, energi dan korelasi. Ke-empat fitur ini nantinya akan diproses dengan menggunakan Persamaan 2.2 sampai dengan Persamaan 2.5 Sehingga didapatkan nilai ekstraksi fitur pada rotasi 0° sebagai berikut:

a. Kontras

Kontras = 
$$\sum_{a} \sum_{b} P_{a,b} (a - b)^{2}$$
  
=  $((1 - 1)^{2} \times \frac{5056}{47901}) + ((1 - 2)^{2} \times \frac{158}{47901}) + \dots + ((8 - 7)^{2} \times \frac{82}{47901}) + ((8 - 8)^{2} \times \frac{888}{47901}) = 0,1088$ 

b. Homogenitas

$$\begin{aligned} & \text{Homogenitas} = \sum_{a} \sum_{b} (\frac{P_{a,b}}{1 + (a - b)^2}) \\ &= \big(\frac{\frac{5056}{47901}}{1 + (1 - 1)^2} + \frac{\frac{158}{47901}}{1 + (1 - 2)^2} + \dots + \frac{\frac{82}{47901}}{1 + (8 - 7)^2} + \frac{\frac{888}{47901}}{1 + (8 - 8)^2}\big) = 0.9472 \end{aligned}$$

c. Energi

Energi = 
$$\sum_{a} \sum_{b} (P_{a,b})^{2}$$
  
=  $(\frac{5056}{47901})^{2} + (\frac{158}{47901})^{2} + \dots + (\frac{82}{47901})^{2} + (\frac{888}{47901})^{2} = 0.1349$ 

d. Korelasi

Sebelum mencari nilai fitur korelasi, perlu diketahui untuk terlebih dahulu mencari nilai  $\mu_a$  dan  $\mu_b$ ,  $\sigma_a$  dan juga  $\sigma_b$ .

(a) Menghitung  $\mu$  baris matriks co-occurrence:

$$\mu_a = (1 \times 5056) + (2 \times 158) + \dots + (8 \times 0) = 0.0506$$

(b) Menghitung  $\mu$  kolom matriks *co-occurrence*:

$$\mu_b = (1 \times 5056) + (2 \times 158) + \dots + (8 \times 0) = 0.0506$$

Setelah mendapatkan nilai  $\mu$  pada baris dan kolom matriks *co-occurrence*, selanjutnya adalah mencari nilai  $\sigma$  baris dan kolom matriks *co-occurrence*.

(a) Mencari nilai  $\sigma_a$  dari hasil perhitungan dari matriks *co-occurrence* data citra *X-Ray* COVID-19:

$$\sigma_a = \sqrt{\sum_a \sum_b (a - \mu_a)^2 P_{a,b}}$$

$$\sigma_1 = \sqrt{(1 - 0.0506)^2 \frac{5056}{47901}}$$

$$\sigma_2 = \sqrt{(2 - 0.0018)^2 \frac{158}{47901}}$$

$$\vdots$$

$$\sigma_7 = \sqrt{(7-1)^2 \frac{82}{47901}}$$
$$\sigma_8 = \sqrt{(8-0)^2 \frac{888}{47901}}$$

(b) Mencari nilai  $\sigma_b$  dari hasil perhitungan dari matriks *co-ocurrence* data citra *X-Ray* COVID-19:

$$\sigma_b = \sqrt{\sum_a \sum_b (b - \mu_b)^2 P_{a,b}}$$

$$\sigma_1 = \sqrt{(1 - 0.0506)^2 \frac{5056}{47901}}$$

$$\sigma_2 = \sqrt{(2 - 0.0036)^2 \frac{158}{47901}}$$

$$\vdots$$

$$\sigma_7 = \sqrt{(7 - 7)^2 \frac{82}{47901}}$$

$$\sigma_8 = \sqrt{(8 - 0)^2 \frac{888}{47901}}$$

Sehingga didapatkan nilai fitur korelasi sebagai berikut:

Korelasi = 
$$\sum_{a} \sum_{b} P_{a,b} \frac{(a - \mu_a) \times (b - \mu_b)}{\sqrt{\sigma_a^2 \sigma_b^2}} = 0.9819$$

Perhitungan serupa juga dilakukan pada rotasi 45°, 90° dan 135°. Berikut hasil dari fitur-fitur GLCM untuk rotasi 0°.

Tabel 4.1 Ekstraksi Fitur GLCM pada Rotasi  $0^{\circ}$ 

Citra Ke-	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
1	0.1088	0.9819	0.1349	0.9472
2	0.0777	0.9719	0.2404	0.9621
3	0.2022	0.97006	0.1042	0.9101
:	:	:	:	:
1030	0.1451	0.9798	0.1349	0.9329
1031	0.1395	0.9733	0.1604	0.9417

Hasil dari fitur-fitur GLCM untuk rotasi 45°.

Tabel 4.2 Ekstraksi Fitur GLCM pada Rotasi  $45^{\circ}$ 

Citra Ke-	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
1	0.1742	0.9709	0.127	0.9297
2	0.1126	0.9592	0.2309	0.9471
3	0.2593	0.9614	0.0962	0.888
:	:	<b>/</b> 11	:	÷
1030	0.1591	0.9778	0.1319	0.9279
1031	0.1618	0.969	0.1546	0.932

Hasil dari fitur-fitur GLCM untuk rotasi 90°.

Tabel 4.3 Ekstraksi Fitur GLCM pada Rotasi 90°

Citra Ke-	Contrast	<b>Correlation</b>	<b>Ene</b> rgy	Homogeneity
1	0.1362	0.9773	0.1374	0.9491
2	0.0846	0.9694	0.2433	0.9606
3	0.1507	0.9776	0.1142	0.9286
:	:		4.4	
1030	0.06958	0.9903	0.1509	0.967
1031	0.0887	0.9831	0.1687	0.9599

Hasil dari fitur-fitur GLCM untuk rotasi 135°.

Tabel 4.4 Ekstraksi Fitur GLCM pada Rotasi  $135^\circ$ 

Citra Ke-	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
1	0.1919	0.968	0.1256	0.9262
2	0.1117	0.9595	0.2309	0.9473

3	0.2538	0.9622	0.0961	0.8881
:	:	:	:	
1030	0.1599	0.9777	0.1305	0.9254
1031	0.1619	0.969	0.1561	0.9341

# 4.3. Klasifikasi Extreme Learning Machine (ELM)

Tahap awal dari klasifikasi ini adalah melakukan *training* dan *testing* terhadap data citra *X-Ray*. Untuk pembagian data *training* dan data *testing* ini dengan menggunakan metode *k-fold cross validation*.

## 4.3.1. Pembagian Data Training dan Testing

Pembagian data training dan data testing ini dengan k-fold cross validation menggunakan k=5. Pembagian data ini bertujuan untuk menguji kestabilan akurasi pada saat menggunakan data training dan testing yang berbeda.

### 1. Tahap *Training*

Pada tahap training dengan menggunakan k=5, data yang digunakan sebanyak 825 data. Beirikut algoritma untuk klasifikasi ELM pada proses training:

a. Mencari matriks H menggunakan beberapa fungsi aktivasi, yaitu:

- (a) Fungsi sigmoid  $f(x) = \frac{1}{(1+e^{-1})}$
- (b) Fungsi linear  $H = H_{init}$
- (c) Fungsi  $\sin f(x) = \sin(H_{init})$
- (d) Fungsi radial bebas  $H=e(-(H_{init}^2))$

- c. Mencari pseudo inverse moore-penrose matriks H
- d. Mencari hasil bobot pada hidden layer

Tahap awal adalah menginisialisasi parameter yang digunakan. Prameter bobot dan bias diperoleh secara acak. Pada penelitian ini melakukan beberapa percobaan jumlah *node hidden* diantaranya yaitu: 5, 10, 15, 20, 25, 30 dan 35.

$$\begin{bmatrix} 0.3715 & 0.4695 & -0.2079 & -0.73009 \\ 0.7353 & 0.5047 & 0.3855 & -0.8701 \\ 0.161 & -0.9333 & -0.591 & 0.3448 \\ 0.2522 & -0.7647 & -0.8742 & -0.0355 \\ -0.7777 & -0.4773 & 0.2447 & -0.00916 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -0.856 & 0.1435 & 0.02221 & 0.04705 \\ -0.9686 & 0.2233 & 0.7345 & -0.3263 \\ 0.9473 & 0.803 & 0.5325 & -0.3352 \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} 0.9882 & 0.4737 & 0.7468 & 0.6699 & \cdots & 0.3528 \end{bmatrix}$$

Setelah mendapatkan nilai bobot (w) dan bias (b) yaitu mencari matriks H menggunakan Persamaan 2.10.

$$H_{n,m} = g(x_n w_m + b_j)$$

$$H_{1,1} = g(x_1 w_1 + b_1)$$

$$= sigmoid(x_1 w_1 + b_1)$$

$$= sigmoid(((0.1088 * 0.3715) + (0.9819 * 0.4695) + (0.1349 * -0.2079) + (0.9472 * -0.73009)) * 0.9882) = \frac{1}{e^{0.8375}}$$

$$= 0.9319$$

Tahap ini dilakukan sampai pada data ke-825, sehingga diperoleh matrik H

yang berukuran  $835 \times 5$ . Berikut matriks H yang telah diperoleh:

$$H_{825\times5} = \begin{bmatrix} 0.9319 & 0.9307 & 0.9321 & 0.9321 & \cdots & 0.933 \\ 0.8063 & 0.8055 & 0.8096 & 0.8092 & \cdots & 0.8074 \\ 0.6535 & 0.6687 & 0.7112 & 0.7133 & \cdots & 0.6909 \\ 0.2298 & 0.2381 & 0.2487 & 0.25076 & \cdots & 0.2415 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.3308 & 0.3296 & 0.3208 & 0.3239 & \cdots & 0.3253 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya yaitu menghitung *output* (β) dengan menggunakan Persamaan

### 2.13.

$$\beta = H^{\dagger}T = ((H^TH)^{-1}H^T)T$$

Diperoleh hasil dari 
$$\beta$$
 sebagai berikut: 
$$\beta = \begin{bmatrix} 0.8155 & 0.4995 & 0.7302 & 0.663 & \cdots & 0.4266 \end{bmatrix}^T$$

# 2. Tahap *Testing*

Pada tahap testing dengan k = 5 data uji yang digunakan adalah sebanyak 502 data.

$$H_{502\times5} = \begin{bmatrix} 0.5233 & 0.5182 & 0.5205 & \cdots & 0.5193 \\ 0.774 & 0.7813 & 0.7779 & \cdots & 0.7793 \\ 0.6634 & 0.6707 & 0.6677 & \cdots & 0.6693 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.6278 & 0.6327 & 0.6324 & \cdots & 0.6328 \end{bmatrix}$$
 Langkah salapiutnya adalah menghitung autnut dari

Langkah selanjutnya adalah menghitung output dari hasil klasifikasi dengan menggunakan  $\beta$  yang telah didapatkan pada proses *training*. Output didapatkan dengan melakukan perhitungan menggunakan Persamaan 2.11

$$T = H\beta$$

$$T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

#### 4.4. Evaluasi

Berdasarkan hasil perhitungan dari proses training dan testing, selanjutnya adalah mengevaluasi model klasifikasi yang telah terbentuk. Jumlah output pada proses testing untuk k=5 didapatkan sebanyak 502 data dengan 2 kelas klasifikasi. Dari hasil tersebut, dibentuk confussion matrix yang bertujuan untuk menghitung akurasi, sensitivitas dan spesifitas. Pada percobaan menggunakan beberapa node hidden yaitu 5, 10, 15, 20, 25, 30 dan 35 menghasilkan akurasi, spesifisitas dan sensitivitas pada rotasi  $0^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$ ,  $90^{\circ}$  dan  $135^{\circ}$  dapat dilihat pada Tabel 4.5, 4.6, 4.7 dan 4.8.

Tabel 4.5 Hasil Klasifikasi COVID-19 dan Non COVID-19 Menggunakan Fitur GLCM Pada Rotasi 0° Dengan ELM

Node Hidden	Fungsi Aktivasi	<mark>Ak</mark> urasi	S <mark>ens</mark> itivitas	Spesifisitas	Waktu
	Sigmoid	88.35	50.00	89.10	0.058
5	Linear	88.35	100.00	88.78	0.239
3	Sin	88.83	66.67	89.16	0.105
	Radial Basis	87.86	33.33	88.67	0.267
	Sigmoid	88.84	50.00	89.60	0.116
10	Linear	87.86	00.00	88.72	0.293
10	Sin	88.34	40.00	89.55	0.462
	Radial Basis	88.83	50.00	90.00	0.072
15	Sigmoid	91.26	85.71	91.46	0.057
	Linear	88.83	50.00	89.22	0.094
	Sin	89.86	71.42	90.50	0.054
	Radial Basis	89.37	75.00	89.66	0.095

	Sigmoid	91.26	80.00	91.83	1.913
20	Linear	88.83	100.00	88.78	0.053
20	Sin	90.29	75.00	90.90	0.302
	Radial Basis	89.80	66.67	90.86	0.129
	Sigmoid	88.84	54.55	90.77	0.338
25	Linear	88.84	100.00	88.78	0.195
23	Sin	87.86	42.86	89.45	0.277
	Radial Basis	87.86	44.44	89.85	0.065
	Sigmoid	91.26	77.78	91.88	0.298
20	Linear	88.84	66.67	89.16	0.075
30	Sin	91.75	73.33	93.19	0.060
	Radial B <mark>asi</mark> s	90.29	64.28	92.19	0.066
35	Sigmoid	91.75	81.82	92.31	0.059
	Linear	88.44	50.00	88.72	0.056
	Sin	89.81	58.82	92.59	0.057
	Radial Basis	88.35	50.00	91.15	0.079

Dari hasil perhitungan di atas diperoleh evaluasi pada rotasi 0° dengan k = 5 menggunakan metode *extreme learning machine*. Terlihat bahwa hasil terbaik ditunjukkan pada saat menggunakan 35 *node hidden* pada fungsi aktivasi sigmoid dengan akurasi sebesar 91,75%, sensitivitas sebesar 81,82% dan spesifisitas sebesar 92.31%. Ini menunjukkan bahwasannya hasil dari akurasi yang tinggi dapat melakukan klasifikasi dengan ELM sangat baik. Data yang benar terklasifikasi pada masing-masing kelasnya menunjukkan nilai dari sensitivitas dan spesifisitas. Kemudian pada Tabel 4.6 menunjukkan hasil klasifikasi COVID-19

berdasarkan fitur GLCM pada rotasi  $45^\circ$  dengan k = 5. Berikut hasil akurasi, sensitivitas dan spesifisitas untuk rotasi  $45^\circ$  dengan k = 5.

Tabel 4.6 Hasil Klasifikasi COVID-19 dan Non COVID-19 Menggunakan Fitur GLCM Pada Rotasi  $45^\circ$  Dengan ELM

Node Hidden	Fungsi Aktivasi	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	Waktu
	Sigmoid	89.32	100.00	89.21	0.144
5	Linear	89.32	75.00	89.60	0.066
3	Sin	88.84	66.67	89.16	0.057
	Radial Basis	88.83	100.00	88.78	0.063
	Sigmoid	87.37	34.00	89.00	0.176
10	Linear	88.35	50.00	89.10	0.308
10	Sin	87.86	43.00	89.45	0.064
	Radial Basis	87.37	34.00	89.00	0.077
	Sigmoid	90.34	75.00	90.95	0.198
15	Linear	88.40	50.00	88.78	0.066
13	Sin	90.82	77.78	91.41	0.062
	Radial Basis	91.30	80.00	91.87	0.066
	Sigmoid	92.72	83.33	93.30	0.088
20	Linear	89.81	100.00	89.71	0.052
20	Sin	92.23	76.92	92.23	0.080
	Radial Basis	91.75	80.00	92.35	0.273
25	Sigmoid	90.82	66.67	92.70	0.489
	Linear	89.37	100.00	89.27	0.177
	Sin	92.27	75.00	93.72	0.060
	Radial Basis	91.30	71.43	92.75	0.066

30	Sigmoid	90.78	72.72	91.79	0.183
	Linear	89.32	100.00	89.22	0.063
	Sin	90.78	72.73	91.79	0.180
	Radial Basis	90.29	70.00	91.32	0.380
35	Sigmoid	90.78	72.73	91.80	0.152
	Linear	89.32	100.00	89.22	0.056
	Sin	90.78	72.73	91.79	0.064
	Radial Basis	90.29	70.00	91.33	0.071

Dari hasil perhitungan di atas diperoleh evaluasi pada rotasi 45° dengan k = 5 menggunakan metode *extreme learning machine*. Terlihat bahwa hasil terbaik ditunjukkan pada saat menggunakan 20 *node hidden* pada fungsi aktivasi sigmoid dengan akurasi sebesar 92,72%, sensitivitas sebesar 83.33% dan spesifisitas sebesar 93.30%. Ini menunjukkan bahwasannya hasil dari akurasi yang tinggi dapat melakukan klasifikasi dengan ELM sangat baik. Data yang benar terklasifikasi pada masing-masing kelasnya menunjukkan nilai dari sensitivitas dan spesifisitas. Kemudian pada Tabel 4.7 menunjukkan hasil klasifikasi COVID-19 berdasarkan fitur GLCM pada rotasi 45° dengan k = 5. Berikut hasil akurasi, sensitivitas dan spesifisitas untuk rotasi 45° dengan k 5.

Tabel 4.7 Hasil Klasifikasi COVID-19 dan Non COVID-19 Menggunakan Fitur GLCM Pada Rotasi  $90^\circ$  Dengan ELM

Node Hidden	Fungsi Aktivasi	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	Waktu
	Sigmoid	89.80	100.00	89.65	0.223
5	Linear	89.32	75.00	89.60	0.095
	Sin	88.4	50.00	88.78	0.068

	Radial Basis	90.24	100.00	90.00	0.080
	Sigmoid	89.32	66.67	90.00	0.060
10	Linear	90.29	100.00	90.00	0.053
10	Sin	90.29	75.00	90.90	0.054
	Radial Basis	88.40	50.00	88.78	0.063
	Sigmoid	91.75	88.90	91.88	0.303
15	Linear	88.32	100.00	89.21	0.111
13	Sin	90.29	83.40	90.50	0.056
	Radial Basis	90.30	75.00	90.90	0.071
	Sigmoid	89.81	80.00	90.04	0.060
20	Linear	89.32	100.00	89.22	0.082
20	Sin	89.81	80.00	90.04	0.089
	Radial B <mark>as</mark> is	89.81	80.00	90.04	0.060
	Sigmoid	89.80	63.64	91.28	0.059
25	Linear	88.84	100.00	88.78	0.061
23	Sin	89.32	58.33	91.24	0.163
	Radial Basis	89.32	62.50	90.90	0.064
	Sigmoid	88.84	54.55	90.78	0.072
30	Linear	88.35	50.00	88.73	0.228
30	Sin	88.84	55.56	90.36	0.072
	Radial Basis	88.84	54.55	90.77	0.208
	Sigmoid	92.72	80.00	93.72	0.142
25	Linear	88.84	66.68	89.16	0.057
35	Sin	93.20	85.71	93.75	0.065
	Radial Basis	92.72	80.00	93.72	0.062

Dari hasil perhitungan di atas diperoleh evaluasi pada rotasi 90° dengan k = 5 menggunakan metode *extreme learning machine*. Terlihat bahwa hasil terbaik ditunjukkan pada saat menggunakan 35 *node hidden* pada fungsi aktivasi sin dengan akurasi sebesar 93,20%, sensitivitas sebesar 85,71% dan spesifisitas sebesar 93,75%. Ini menunjukkan bahwasannya hasil dari akurasi yang tinggi dapat melakukan klasifikasi dengan ELM sangat baik. Data yang benar terklasifikasi pada masing-masing kelasnya menunjukkan nilai dari sensitivitas dan spesifisitas. Kemudian pada Tabel 4.8 menunjukkan hasil klasifikasi COVID-19 berdasarkan fitur GLCM pada rotasi 135° dengan k = 5. Berikut hasil akurasi, sensitivitas dan spesifisitas untuk rotasi 135° dengan k = 5.

Tabel 4.8 Hasil Klasifikasi COVID-19 dan Non COVID-19 Menggunakan Fitur GLCM Pada Rotasi 135° Dengan ELM

Node Hidden	Fungsi Aktivasi	<mark>Akuras</mark> i	S <mark>ens</mark> itivitas	Spesifisitas	Waktu
	Sigmoid	88.89	100.00	88.84	0.074
5	Linear	89.37	100.00	89.27	0.239
5	Sin	88.83	100.00	88.89	0.082
	Radial Basis	89.32	75.00	89.60	0.103
	Sigmoid	88.83	57.14	89.95	0.081
10	Linear	88.35	50.00	89.10	0.074
10	Sin	89.32	100.00	89.21	0.057
	Radial Basis	89.80	100.00	89.65	0.063
	Sigmoid	90.73	100.00	90.54	0.063
15	Linear	89.75	100.00	90.54	0.063
	Sin	91.21	100.00	91.00	0.065
	Radial Basis	89.80	66.67	90.86	0.092

20	Sigmoid	92.23	81.82	92.82	0.118
	Linear	89.32	100.00	89.27	0.058
20	Sin	92.23	81.82	92.82	0.081
	Radial Basis	90.78	70.00	91.84	0.079
	Sigmoid	89.86	58.82	92.63	0.204
25	Linear	88.89	60.00	89.60	0.067
25	Sin	91.30	71.43	92.75	0.135
	Radial Basis	90.82	64.71	93.16	0.411
	Sigmoid	90.29	62.50	92.63	0.56
4	Linear	87.38	33.33	89.00	0.081
30	Sin	90.78	66.67	92.67	0.057
	Radial B <mark>asi</mark> s	91.75	<mark>7</mark> 6.92	92.75	0.135
35	Sigmoid	90.78	<mark>7</mark> 7.78	91.37	0.126
	Linear	89.32	100.00	89.22	0.387
	Sin	90.78	77.78	91.37	0.079
	Radial Basis	90.78	77.78	91.37	0.403

Dari hasil perhitungan di atas diperoleh evaluasi pada rotasi 135° dengan k = 5 menggunakan metode *extreme learning machine*. Terlihat bahwa hasil terbaik ditunjukkan pada saat menggunakan 20 *node hidden* pada fungsi aktivasi sin dengan akurasi sebesar 92,23%, sensitivitas sebesar 81,82% dan spesifisitas sebesar 92,82%. Ini menunjukkan bahwasannya hasil dari akurasi yang tinggi dapat melakukan klasifikasi dengan ELM sangat baik. Data yang benar terklasifikasi pada masing-masing kelasnya menunjukkan nilai dari sensitivitas dan spesifisitas.

Hasil percobaan dengan *node hidden* 5, 10, 15, 20, 25, 30 dan 35 dan juga uji coba dengan beberapa fungsi aktivasi sigmoid, linear, sin dan radial basis menghasilkan bahwasannya akurasi yang terbaik adalah dengan *node hidden* 20 pada rotasi 135° menggunakan fungsi aktivasi sin mengahasilkan akurasi sebesar 92, 23%, sensitivitas sebesar 81,82% dan spesifisitas sebesar 92,82%. Hasil akurasi, sensitivitas dan spesifisitas di atas menunjukkan bahwasannya klasifikasi dengan menggunakan ELM mendapatkan hasil yang baik. Hal ini menunjukkan bahwasannya ELM mampu mengklasifikasi dengan baik tidak hanya pada data citra, akan tetapi juga pada data teks seperti halnya contoh penelitian yang dilakukan oleh (Rausanfita et al., 2018) dalam melakukan klasifikasi data twitter.

### 4.5. Integrasi Kellmuan

Dari hasil pencarian tingkat akurasi dengan menggunakan metode GLCM dan ELM menghasilkan akurasi yang beragam. Untuk mendapatkan hasil akurasi yang baik harus dengan uji coba yang berulang-ulang. Allah SWT telah menjelaskan dalam Al-Quran Surat At-Taubah ayat 105 tentang berusaha mencari hasil yang terbaik.

Artinya: "Dan katakanlah, "Bekerjalah kamu, maka Allah akan melihat pekerjaanmu, begitu juga Rasul-Nya dan orang-orang mukmin, dan kamu akan dikembalikan kepada (Allah) Yang Mengetahui yang gaib dan yang nyata, lalu

diberitakan-Nya kepada kamu apa yang telah kamu kerjakan. ""(QS. At-Taubah:105).

Maksud dari ayat di atas adalah seberapapun pekerjaan yang telah kita lakukan, Allah akan selalu menilai lebih perkerjaan kita.

Pada penelitian ini, penyakit COVID-19 dan non-COVID-19 di kelompokkan tersendiri agar tidak bercampur antara yang terjangkit penyakit dengan yang sehat. Dalam hadis yang diriwayatkan oleh Imam Bukhari Muslim terdapat pernyataan yang mana orang yang sakit janganlah dicampurkan dengan orang sehat. Berikut bunyi hadisnya:

Artinya: "Janganlah yang sakit dicampur baurkan dengan yang sehat."(HR. Bukhari Muslim dari Abu Hurairah).

Kaidah fiqih yang menjelaskan juga tentang lebih baik untuk berada di rumah agar penyebaran virus COVID-19 ini tidak semakin luas adalah kaidah fiqih yang ke-19 yaitu:

Artinya: "Kesulitan itu akan menghasilkan kemudahan."

Maksud dari kaidah ini adalah kesulitan ketika berada di suatu keadaan yang mendesak maka seseorang akan mendapatkan kemudahan hukum. Pada

kasus saat ini yaitu wabah virus COVID-19 untuk dianjurkan berada di rumah dan tidak mendekati kerumunan, tidak saling berdekatan atau bisa dikatakan dengan social distancing karena dapat membahayakan orang lain. Oleh karena itu dapat diterapkan pada saat melakukan shalat jum'at dianjurkan agar tidak berkerumunan dengan cara shaf jamaah direnggangkan, menurut Imam Syafi'i terlaksananya shalat jum'at adalah minimal orang yang berjamaah ada 40 orang. Sehingga para jamaah dapat dengan mudah untuk merenggangkan shaf nya karena untuk menghindari penyebaran virus COVID-19 ini.

### BAB V

### **PENUTUP**

Bab ini akan menjelaskan kesimpulan dari apa yang telah diteliti oleh penulis dan juga terdapat saran untuk penelitian selanjutnya.

### 5.1. Simpulan

Setelah menyelesaikan penelitian ini, simpulan yang dapat diambil adalah:

- 1. Proses ekstraksi fitur dengan menggunakan metode GLCM dapat menganalisis citra COVID-19 dan non-COVID-19. Berdasarkan hasil ekstraksi fitur GLCM dengan empat fitur yang digunakan menunjukkan bahwasannya citra yang telah diekstraksi menghasilkan nilai yang baik. Hasil akurasi yang baik terdapat pada ekstraksi fitur dengan rotasi 90°.
- 2. Klasifikasi COVID-19 menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) menunjukkan hasil kinerja yang baik. Hasil klasifikasi COVID-19 ini dibagi kedalam dua kelas yaitu COVID-19 dan non-COVID-19, pada rotasi 0° hasil yang diperoleh adalah akurasi sebesar 91,75%, sensitivitas sebesar 81,82% dan spesifisitas sebesar 92,31% pada *node hidden* sebanyak 35 dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Pada rotasi 45° hasil yang diperoleh adalah akurasi sebesar 92,72%, sensitivitas sebesar 83,33% dan spesifisitas sebesar 93,30% pada *node hidden* 20 dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Pada rotasi 90° hasil yang diperoleh adalah akurasi sebesar 93,20%, sensitivitas sebesar 85,71% dan spesifisitas sebesar

93,75% pada *node hidden* 35 dengan menggunakan fungsi aktivasi sin. Pada rotasi 135° hasil yang diperoleh adalah akurasi sebesar 92,32%, sensitivitas sebesar 81,82% dan spesifisitas sebesar 92,82% pada *node hidden* 20 dengan menggunakan fungsi aktivasi sin.

#### 5.2. Saran

Terdapat beberapa saran setelah melakukan penelitian klasifikasi COVID-19 sehingga penelitian selanjutnya dapat memperbaiki lagi.

- Untuk tahapan ekstraksi fitur dengan GLCM agar menambahkan fitur lagi seperti entropi, variansi dan lain sebagainya sehingga nilai akurasinya dapat menjadi lebih baik lagi.
- 2. Perlu uji coba dengan menggunakan beberapa fungsi aktivasi yang lainnya seperti sigmoid bipolar dll.
- 3. Penggunaan data paru yang lainnya seperti SarsCov, MersCov dan lain sebagainya untuk membangun sistem yang lebih baik lagi.

## **DAFTAR PUSTAKA**

- A.Harshavardhan, Suresh Babu, T. V. (2017). Analysis of Feature Extraction Methods for the Classification of Brain Tumor Detection. *International Journal* of Pure and Applied Mathematics, Volume 117(No. 7):147–155.
- Al-Mundziri, I. (2003). Ringkasan Shahih Muslim. 2003, Jakarta.
- Alpaydin, E. (2020). Introduction To Machine Learning.
- Andono, P. N. (2017). Pengolahan Citra Digital Pengenalan Pola, Watermaking, Steganografi, Kompresi Citra. Yogyakarta.
- Ardiansyah (2020). COVID 19 Data Science.
- Bala, M. P. and Vijayachitra, S. (2015). Extraction of retinal blood vessels and diagnosis of proliferative diabetic retinopathy using extreme learning machine. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 5(2):248–256.
- Boldog, P., Tekeli, T., Vizi, Z., Dénes, A., Bartha, F. A., and Röst, G. (2020). Risk Assessment of Novel Coronavirus COVID-19 Outbreaks Outside China. *Journal* of Clinical Medicine, 9(2):571.
- Devi, M. A., Ravi, S., Vaishnavi, J., and Punitha, S. (2016). Classification of Cervical Cancer Using Artificial Neural Networks. *Procedia Computer Science*, 89:465–472.
- Ding, S., Zhao, H., Zhang, Y., Xu, X., and Nie, R. (2015). Extreme learning machine: algorithm, theory and applications. *Artificial Intelligence Review*, 44(1):103–115.

- Fadilla Ifan, Putra Pandu Adikara, R. S. P. (2018). Klasifikasi Penyakit Chronic Kidney Disease (CKD) Dengan Metode Extreme Learning Machine (ELM).
  Jurnal Keperawatan, 2(February):3397–3405.
- Fikriya, Z. A., Irawan, M. I., S. (2017). Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital.
- Github (2019). covid chest X-Ray dataset.
- Hall-beyer, M. (2017). Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape classification tasks over a range of moderate spatial scales Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in. *International Journal of Remote Sensing*, 38(5):1312–1338.
- Handika, S., Gririantari, I., and Dharma, A. (2016). Perbandingan Metode Extreme Learning Machine dan Particle Swarm Optimization Extreme Learning Machine untuk Peramalan Jumlah Penjualan Barang. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 15(1):84.
- Huang, C., Wang, Y., Li, X., Ren, L., Zhao, J., Hu, Y., Zhang, L., Fan, G., Xu, J.,
  Gu, X., Cheng, Z., Yu, T., Xia, J., Wei, Y., Wu, W., Xie, X., Yin, W., Li, H., Liu,
  M., Xiao, Y., Gao, H., Guo, L., Xie, J., Wang, G., Jiang, R., Gao, Z., Jin, Q.,
  Wang, J., and Cao, B. (2020). Clinical features of patients infected with 2019
  novel coronavirus in Wuhan, China. *The Lancet*, 395(10223):497–506.
- Indriyanti, Sugianti, D., and Karomi, M. A. A. (2017). Peningkatan Akurasi Algoritma KNN dengan Seleksi Fitur G ain Ratio untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus. *IC-Tech*, 7(2):1–6.
- Jain, R., Nagrath, P., Kataria, G., Sirish Kaushik, V., and Jude Hemanth, D. (2020).

Pneumonia detection in chest X-ray images using convolutional neural networks and transfer learning. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 165:108046.

Kaggle (2020). Gambar Rontgen Dada (Pneumonia).

Kermany, D. S., Goldbaum, M., Cai, W., Valentim, C. C., Liang, H., Baxter, S. L., McKeown, A., Yang, G., Wu, X., Yan, F., Dong, J., Prasadha, M. K., Pei, J., Ting, M., Zhu, J., Li, C., Hewett, S., Dong, J., Ziyar, I., Shi, A., Zhang, R., Zheng, L., Hou, R., Shi, W., Fu, X., Duan, Y., Huu, V. A., Wen, C., Zhang, E. D., Zhang, C. L., Li, O., Wang, X., Singer, M. A., Sun, X., Xu, J., Tafreshi, A., Lewis, M. A., Xia, H., and Zhang, K. (2018). Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning. *Cell*, 172(5):1122–1131.e9.

Khaeruman, B., Nur, S., and Rodliyana, D. (2019). Pandemi COVID-19 dan Kondisi Darurat: Kajian Hadis Tematik.

Khotimah, B. K., Sari R, E. M., and Yulianarta, H. (2010). Kinerja metode extreme learning machine (elm) pada sistem peramalan \*.

Kusumadewi, S. (2004). Membangun Jaringan Syaraf Tiruan.

Liu, K. C., Xu, P., Lv, W. F., Qiu, X. H., Yao, J. L., Gu, J. F., and Wei, W. (2020). CT manifestations of coronavirus disease-2019: A retrospective analysis of 73 cases by disease severity. *European Journal of Radiology*, 126(February):108941.

Mabadi, T. Terjemahan Mabadi Awwaliyah.

Maria, E., Yulianto, Arinda, Y. P., Jumiaty, and Nobel, P. (2018). Segmentasi Citra Digital Bentuk Daun Pada Tanaman Di Politani Samarinda Menggunakan Metode Thresholding. *Jurti*, 2(1):37–46.

- MathWorks (2020). FIS Parameter Optimization with K-fold Cross Validation.
- Mishra, S., Majhi, B., Sa, P. K., and Sharma, L. (2017). Gray level co-occurrence matrix and random forest based acute lymphoblastic leukemia detection. *Biomedical Signal Processing and Control*, 33:272–280.
- Neneng, N., Adi, K., and Isnanto, R. (2016). Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 6(1):1.
- Novitasari, D., Hendradi, R., Caraka, R. E., Rachmawati, Y., Fanani, N. Z., Syarifudin, A., Toharudin, T., and Chien, R. C. (2020). Detection of covid-19 chest x-ray using support vector machine and convolutional neural network. pages 1–19.
- ozturk, Saban; Akdemir, B. (2018). Application of Feature Extraction and Classification Methods for Histopathological Image using GLCM. Application of Feature Extraction and Classification Methods for Histopathological Image using GLCM,.
- Pereira, R. M., Bertolini, D., Teixeira, L. O., Silla, C. N., and Costa, Y. M. (2020). COVID-19 identification in chest X-ray images on flat and hierarchical classification scenarios. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 194:105532.
- Prabowo, D. A. and Abdullah, D. (2018). Deteksi dan Perhitungan Objek Berdasarkan Warna Menggunakan Color Object Tracking. *Pseudocode*, 5(2):85–91.

- Pratiwi, H. and Harianto, K. (2019). Perbandingan Algoritma ELM Dan Backpropagation Terhadap Prestasi Akademik Mahasiswa. 3(September):282–294.
- Province, H. (2020). The Novel Coronavirus Originating in Wuhan, China Challenges for Global Health Governance. pages 2019–2020.
- Punitha, S., Amuthan, A., and Joseph, K. S. (2018). Benign and malignant breast cancer segmentation using optimized region growing technique. *Future Computing and Informatics Journal*, 3(2):348–358.
- Purnamasari, I. T. (2017). Pengenalan Ciri Garis Telapak Tangan Menggunakan Ekstraksi Fitur (GLCM) dan Metode K-NN.
- Rahmadewi, R. and Kurnia, R. (2016). Klasifikasi Penyakit Paru Berdasarkan Citra Rontgen dengan Metoda Segmentasi Sobel. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, 5(1):7.
- Rausanfita, A., Adikara, P. P., and Adinugroho, S. (2018). Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Ensemble Feature dan Metode Extreme Learning Machine (ELM) (Studi Kasus: Samsung Indonesia). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 2(12):6409–6417.
- Roberti de Siqueira, F., Robson Schwartz, W., and Pedrini, H. (2013). Multi-scale gray level co-occurrence matrices for texture description. *Neurocomputing*, 120:336–345.
- Self, W. H., Courtney, D. M., McNaughton, C. D., Wunderink, R. G., and Kline, J. A. (2013). High discordance of chest x-ray and computed tomography for

- detection of pulmonary opacities in ED patients: Implications for diagnosing pneumonia. *American Journal of Emergency Medicine*, 31(2):401–405.
- Shahsavari, M. K. (2016). Using Extreme Learning Machine and Hybrid. 2016 4th International Conference on Control, Instrumentation, and Automation (ICCIA), (January):27–28.
- Situmorang, G. T., Widodo, A. W., and Rahman, M. A. (2019). Penerapan Metode Gray Level Cooccurence Matrix (GLCM) untuk Ekstraksi Ciri pada Telapak Tangan. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(5):4710–4716.
- Sudaryanto, A. (2018). Inpanting Citra Biner Menggunakan Metode Modus Matrik Metode. 03(01):22–26.
- Suresh, S., Venkatesh Babu, R., and Kim, H. J. (2009). No-reference image quality assessment using modified extreme learning machine classifier. *Applied Soft Computing Journal*, 9(2):541–552.
- Tahir, M. (2018). Pattern analysis of protein images from fluorescence microscopy using Gray Level Co-occurrence Matrix. *Journal of King Saud University Science*, 30(1):29–40.
- Tempola, F., Muhammad, M., and Khairan, A. (2018). Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(5):577.
- Utara, U. S. (2003). Universitas Sumatera Utara 4. pages 4–16.
- Wang, D., Hu, B., Hu, C., Zhu, F., Liu, X., Zhang, J., Wang, B., Xiang, H., Cheng, Z., Xiong, Y., Zhao, Y., Li, Y., Wang, X., and Peng, Z. (2020). Clinical

Characteristics of 138 Hospitalized Patients with 2019 Novel Coronavirus-Infected Pneumonia in Wuhan, China. *JAMA - Journal of the American Medical Association*, 323(11):1061–1069.

- Yang, X., Yu, Y., Xu, J., Shu, H., Xia, J., Liu, H., Wu, Y., Zhang, L., Yu, Z., Fang, M., Yu, T., Wang, Y., Pan, S., Zou, X., Yuan, S., and Shang, Y. (2020). Clinical course and outcomes of critically ill patients with SARS-CoV-2 pneumonia in Wuhan, China: a single-centered, retrospective, observational study. *The Lancet Respiratory Medicine*, 8(5):475–481.
- Zu, Z. Y., Jiang, M. D., Xu, P. P., Chen, W., Ni, Q. Q., Lu, G. M., and Zhang,
  L. J. (2020). H13. Coronavirus Disease 2019 (COVID-19): A Perspective from
  ChinaZu, Z. Y., Jiang, M. D., Xu, P. P., Chen, W., Ni, Q. Q., Lu, G. M., & Zhang,
  L. J. (2020). H13. Coronavirus Disease 2019 (COVID-19): A Perspective from
  China. Radiology, 200490. https://doi. *Radiology*, 2019:200490.