

***MULTIPLE INPUT AND OUTPUT CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK DALAM MENGGIAGNOSA PENYAKIT JANTUNG***

SKRIPSI



FUAD HAMDI BAHAR

H071181015

Pembimbing Utama : Dr. Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Eng.
Pembimbing Pendamping : dr. Andriany Qanitha, M.Sc., Ph.D
Penguji : 1. Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D
2. A. Muh. Amil Siddik, S.Si., M.Si.

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI

DEPARTEMEN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

2022

MULTIPLE INPUT AND OUTPUT CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM MENGDIAGNOSA PENYAKIT JANTUNG

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada program studi Sistem Informasi Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin



FUAD HAMDI BAHAR

H071181015

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI

DEPARTEMEN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

2022

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Fuad Hamdi Bahar
NIM : H071181015
Program Studi : Sistem Informasi
Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini bahwa karya tulisan saya berjudul

MULTIPLE INPUT AND OUTPUT CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM MENGGIAGNOSA PENYAKIT JANTUNG

adalah karya tulisan saya sendiri dan bukan merupakan pengambilan alihan tulisan orang lain dan bahwa yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan skripsi ini hasil karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Makassar, 17 Oktober 2022
Yang menyatakan,



Fuad Hamdi Bahar
NIM: H071181015

**MULTIPLE INPUT AND OUTPUT CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK DALAM MENGGIAGNOSA PENYAKIT JANTUNG**

Disusun dan diajukan oleh

FUAD HAMDY BAHAR

H071181015

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian Studi Program Sarjana pada Program Studi Sistem Informasi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan.

Menyetujui,
UNIVERSITAS HASANUDDIN

Pembimbing Utama

Pembimbing Pertama

Dr. Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Eng.

NIP: 19720423 199512 1 001

dr. Andriany Qanitha, M.Sc., Ph.D

NIP: 19860125 200912 2 003

Ketua Program Studi

Dr. Hendra, S.Si., M.Kom.

NIP: 19760102 200212 1 001

Pada tanggal 17 Oktober 2022



HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama : Fuad Hamdi Bahar
NIM : H071181015
Program Studi : Sistem Informasi
Judul Skripsi : ***MULTIPLE INPUT AND OUTPUT***

***CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM
MENGDIAGNOSA PENYAKIT JANTUNG***

Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Sistem Sistem Informasi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

DEWAN PENGUJI

		Tanda Tangan
Ketua	: Dr. Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Eng.	(.....)
Sekretaris	: dr. Andriany Qanitha, M.Sc., Ph.D	(.....)
Anggota	: Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D	(.....)
Anggota	: A. Muh. Amil Siddik, S.Si., M.Si.	(.....)

Ditetapkan di: Makassar

Tanggal: 17 Oktober 2022



KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur bagi Allah *Subhanahu Wa ta'ala*, Tuhan yang Maha Pengasih dan Maha Penyayang. Karena berkat waktu dan kesehatan yang diberikan kepada diri pribadi dan juga keluarga penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada *Rasulullah* Muhammad *Shallallahu 'Alaihi Wasallam* sebagai rahmat bagi alam semesta dan suri tauladan yang baik untuk manusia.

Alhamdulillah, skripsi dengan judul “*MULTIPLE INPUT AND OUTPUT CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM MENGDIAGNOSA PENYAKIT JANTUNG*” yang disusun sebagai salah satu syarat akademik untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Progam Studi Sistem Informasi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin berhasil diselesaikan. Tidak sedikit masalah yang penulis hadapi selama mengerjakan tugas akhir, tapi berkat dukungan berbagai pihak, penulis mampu melewati setiap masalah yang ada. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebanyak-banyaknya kepada kedua orang tua penulis, Ibunda A. Nurlaela Bunyamin dan Ayahanda Baharuddin Laupu yang dengan sabarnya mendukung dan mendoakan penulis, serta percaya bahwa pendidikan itu penting untuk anak-anaknya. Terima kasih kepada saudara-saudara penulis yang telah lebih dahulu berkuliah di Universitas Hasanuddin untuk telah berbaik hati membantu penulis sejak pertama kali berkuliah akhir masa perkuliahan.

Penulisan skripsi ini dapat terselesaikan berkat bantuan dan motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang tulus kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc., selaku Rektor Universitas Hasanuddin
2. Bapak Dr. Eng. Amiruddin, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.
3. Bapak Dr. Nurdin, S.Si., M.Si., selaku Ketua Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

4. Bapak Dr. Muhammad Hasbi, M.Sc., selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.
5. Bapak Dr. Eng. Armin Lawi, S.Si., M.Si., selaku pembimbing utama dan Ibu dr. Andriany Qanitha, M.Sc., Ph.D., selaku pembimbing pertama atas segala ilmu dan nasihatnya hingga selesainya penelitian ini.
6. Ibu Sri Astuti Thamrin Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D dan Bapak A. Muh. Amil Siddik, S.Si., M.Si., selaku tim penguji yang telah bersedia meluangkan waktunya untuk memberikan saran dan arahan kepada penulis.
7. Dosen-dosen pengajar yang telah membagikan ilmunya dan juga pengalamannya yang bermanfaat bagi penulis.
8. Saudara(i) ku Ajrana, Cecilia, Nasrullah dan Islah atas saran dan bantuannya yang telah membantu penulis dalam penyusunan skripsi hingga persiapan berkas skripsi dan wisuda.
9. Kak Gibran atas saran ide dan kesediaan meluangkan waktu untuk berdiskusi.
10. Teman-teman Sistem Informasi angkatan 2018 yang sudah bersama-sama berjuang selama kurang lebih 4 tahun berkuliah dari pagi hingga sore hari.
11. Teman-teman INTEGRAL2018 atas dukungannya satu sama lain. INTEGRAL2018 satu kesatuan tak terpisahkan.
12. Yayasan Karya Salemba Empat yang telah memberikan saya beasiswa selama kurang lebih 2 tahun dan juga seluruh anggota Paguyuban KSE Unhas yang telah banyak bekerja sama.
13. Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak dapat penulis tuliskan satu per satu.
14. Terakhir saya ucapkan terima kasih kepada diri pribadi penulis, tidak ada yang tahu seberapa sulit semua ini kecuali pribadi penulis. Terima kasih untuk terus bersabar dan menikmati cerita yang dituliskan oleh Tuhan Yang Maha Kuasa.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan karena keterbatasan penulis. Oleh karena itu, saran dan kritik demi penyempurnaan skripsi ini sangat penulis harapkan. Akhir kata, semoga skripsi ini membawa manfaat dan semoga Allah Subhanahu Wata'ala membalas semua kebaikan semua pihak yang telah membantu.

Makassar, 17 Oktober 2022

A handwritten signature in black ink, consisting of several fluid, overlapping strokes that form a stylized representation of the name Fuad Hamdi Bahar.

Fuad Hamdi Bahar

PERNYATAAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai civitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Fuad Hamdi Bahar
NIM : H071181015
Program Studi : Sistem Informasi
Departemen : Matematika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Jenis Karya : Skripsi

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Non Eksklusif (*Non-exclusive Royalty Free Right*)** atas karya ilmiah yang berjudul:

“MULTIPLE INPUT AND OUTPUT CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM MENGGIAGNOSA PENYAKIT JANTUNG”

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya,

Dibuat di Makassar pada tanggal 17 Oktober 2022

Yang menyatakan



Fuad Hamdi Bahar

ABSTRAK

Sistem kardiovaskuler adalah kumpulan organ yang bekerja sama untuk melakukan fungsi transportasi dalam tubuh manusia. Sistem ini memiliki fungsi mengalirkan darah ke seluruh tubuh. Jumlah kasus kematian yang disebabkan oleh penyakit jantung kian hari kian meningkat. Cardiovascular Diseases (CVD) merupakan salah satu penyakit mematikan nomor satu di dunia. Berdasarkan laporan World Health Organization (WHO) angka kematian yang disebabkan oleh cardiovascular diseases (CVD) mencapai 17,7 juta orang setiap tahunnya dan 31% merupakan penyebab dari seluruh kematian global. Elektrokardiogram (EKG) adalah pemeriksaan untuk mengukur dan merekam aktivitas listrik jantung. Sinyal ini timbul untuk memicu kontraksi otot jantung yang akan memompa darah ke seluruh tubuh. Sinyal EKG merupakan representasi tingkat kesehatan jantung seseorang yang digambarkan lewat irama, bentuk dan orientasi sinyal EKG (Estanto, 2018). Dengan alat tersebut, impuls atau aktivitas listrik jantung akan terpantau dan tampak berupa grafik yang ditampilkan di layar monitor. Grafik yang menunjukkan aktivitas listrik jantung pasien juga dapat dicetak di kertas dan dilampirkan pada rekam medis pasien. Grafik yang telah dicetak menjadi alat bantu dokter dalam mendiagnosis penyakit pasien. Dalam penelitian pembuatan model diperoleh hasil yang sangat baik meskipun terjadi beberapa kesalahan klasifikasi pada beberapa kolom. Model CNN memperoleh nilai precision, recall, f1-score dan accuracy berturut-turut sebesar 0.94, 0.94, 0.94 dan 0.95. Sedangkan RMSE dan MAE yang terbilang masih cukup besar yaitu 15.17 dan 21.87. Sedangkan pada model ANN diperoleh nilai precision, recall, f1-score dan accuracy berturut-turut sebesar 0.90, 0.85, 0.86 dan 0.93. Nilai yang rendah pada model ANN disebabkan oleh beberapa kolom yang memiliki performa klasifikasi yang kurang baik sehingga mempengaruhi rata-rata performa klasifikasi model ANN.

Kata kunci: Elektrokardiogram, Convolutional Neural Network, Multi input and output model, Penyakit Jantung.

ABSTRACT

The cardiovascular system is a collection of organs that work together to perform transport functions in the human body. This system has the function of circulating blood throughout the body. The number of cases of death caused by heart disease is increasing day by day. Cardiovascular Diseases (CVD) is one of the number one deadly disease in the world. Based on the World Health Organization (WHO) report, the number of deaths caused by cardiovascular diseases (CVD) reaches 17.7 million people every year and 31% is the cause of all global deaths. An electrocardiogram (ECG) is a test to measure and record the electrical activity of the heart. This signal arises to trigger the contraction of the heart muscle which will pump blood throughout the body. The ECG signal is a representation of the level of a person's heart health which is described through the rhythm, shape, and orientation of the ECG signal (Estananto, 2018). With this tool, the impulses or electrical activity of the heart will be monitored and appear in the form of graphs displayed on the monitor screen. Graphs showing the electrical activity of the patient's heart can also be printed on paper and attached to the patient's medical record. Graphics that have been printed become a doctor's tool in diagnosing a patient's illness. In the modeling research, very good results were obtained even though there were some misclassifications in some columns. The CNN model obtained precision, recall, f1-score, and accuracy values of 0.94, 0.94, 0.94 and 0.95, respectively. While the RMSE and MAE are still quite large, namely 15.17 and 21.87. While in the ANN model, the values of precision, recall, f1-score, and accuracy are 0.90, 0.85, 0.86 and 0.93 respectively. The low value in the ANN model is caused by several columns that have poor classification performance so that it affects the average classification performance of the ANN model.

Keywords: Electrocardiogram, Convolutional Neural Network, Multi input and output model, heart disease.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
PERNYATAAN KEASLIAN.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iv
KATA PENGANTAR	v
PERNYATAAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS.....	viii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL.....	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan Penelitian.....	5
1.5 Manfaat Penelitian.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Elektrokardiogram.....	6
2.2 Penelitian Relevan.....	8
2.3 <i>Artificial Neural Network</i>	11
2.3.1 Bobot dan Bias.....	12
2.3.2 Fungsi Aktivasi.....	12
2.3.2.1 <i>ReLU Activation</i>	13
2.3.2.2 <i>Linear Activation</i>	13
2.3.2.3 <i>Sigmoid Activation</i>	14
2.3.2.4 <i>Softmax activation</i>	15
2.4 <i>Convolutional Neural Network</i>	15
2.4.1 <i>Convolution Layer</i>	16
2.4.2 <i>Padding</i>	18
2.4.3 <i>Stride</i>	18
2.4.4 <i>Pooling</i>	19

2.4.5 <i>Flatten</i>	19
2.4.6 <i>Fully Connected Layer</i>	20
2.5 Ukuran kinerja model.....	20
2.5.1 <i>Confusion matrix</i>	20
2.5.2 <i>Recall</i>	21
2.5.3 <i>Precision</i>	21
2.5.4 <i>Accuracy</i>	22
2.5.5 <i>F1-Score</i>	22
2.5.6 Kurva AOC-ROC	22
2.5.7 <i>Root Mean Squared Error (RMSE)</i>	24
2.5.8 <i>Mean Absolute Error (MAE)</i>	25
BAB III METODE PENELITIAN.....	26
3.1 Waktu dan Tempat	26
3.2 Dataset	26
3.3 Instrumen Penelitian.....	27
3.4 Tahap Penelitian	27
3.4.1 <i>Data Preparation</i>	28
3.4.2 <i>Image Processing</i>	28
3.4.3 <i>Data Integration</i>	29
3.4.4 <i>Data Splitting</i>	29
3.4.5 <i>Combining Data</i>	29
3.4.6 <i>Convolutional Neural Network Model</i>	29
3.4.7 <i>Neural Network Model</i>	29
3.4.8 Evaluasi Kinerja.....	29
3.5 Jadwal Penelitian.....	30
BAB IV PEMBAHASAN.....	31
4.1 Deskripsi Data	31
4.1.1 Jenis Data.....	31
4.1.2 Komposisi Data.....	34
4.2 <i>Data Preparation</i>	37
4.3 <i>Image Processing</i>	38
4.4 <i>Data Integration</i>	39
4.5 <i>Convolutional Neural Network Model</i>	39
4.5.1 <i>Undersampling dan Oversampling</i>	39

4.5.2 Replace Label	39
4.5.3 Split Data	40
4.5.4 Preprocessing Table	40
4.5.5 Preprocessing Image	40
4.5.6 Modeling	41
4.5.7 Evaluasi Kinerja.....	42
4.5.7.1 Kurva Training Model.....	42
4.5.7.2 Confusion Matrix	45
4.5.7.3 Precision, Recall, F1-Score dan Accuracy	47
4.5.7.4 ROC Curve	48
4.5.7.5 Mean Absolute Error dan Root Mean Squared Error.....	50
4.6 Artificial Neural Network Model.....	51
4.6.1 Undersampling dan Oversampling	51
4.6.2 Replace Label	51
4.6.3 Split Data	51
4.6.4 Preprocessing Table	52
4.6.5 Modeling	52
4.6.6 Evaluasi Kinerja	52
4.6.6.1 Kurva Training Model.....	52
4.6.6.2 Confusion Matrix	55
4.6.6.3 Precision, Recall, F1-Score dan Accuracy	56
4.6.6.4 ROC Curve	57
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	59
5.1 Kesimpulan.....	59
5.2 Saran.....	60
DAFTAR PUSTAKA	62
LAMPIRAN.....	66

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Sadapan Bidang Frontal	7
Gambar 2. 2 Sadapan Wilson.....	7
Gambar 2. 3 Sadapan Transversal.....	8
Gambar 2. 4 Evaluasi Kinerja Model.....	10
Gambar 2. 5 Arsitektur Neural Network.....	11
Gambar 2. 6 <i>ReLU Activation</i>	13
Gambar 2. 7 <i>Linear Activation</i>	13
Gambar 2. 8 <i>Sigmoid Activation</i>	14
Gambar 2. 9 <i>Softmax Activation</i>	15
Gambar 2. 10 Arsitektur <i>Convolution Neural Network</i>	16
Gambar 2. 11 <i>Image dan Kernel</i>	17
Gambar 2. 12 Konvolusi	17
Gambar 2. 13 <i>Padding</i>	18
Gambar 2. 14 <i>Stride 1</i>	18
Gambar 2. 15 <i>Stride 2</i>	19
Gambar 2. 16 <i>Pooling</i>	19
Gambar 2. 17 <i>Flattening</i>	20
Gambar 2. 18 <i>Receiver Operating Characteristic</i>	23
Gambar 2. 19 <i>Area Under the Curve</i>	24
Gambar 2. 20 Residu.....	24
Gambar 3. 1 Data Tabel	26
Gambar 3. 2 Data Citra	27
Gambar 3. 3 Tahap Penelitian.....	28
Gambar 4. 1 Data Citra	31
Gambar 4. 2 <i>Data Preparation</i>	37
Gambar 4. 3 <i>Image Processing</i>	38
Gambar 4. 4 <i>Split Image</i>	38
Gambar 4. 5 <i>Replace Label</i>	40
Gambar 4. 6 <i>One Hot</i>	40
Gambar 4. 7 <i>Preprocessing Image</i>	41
Gambar 4. 8 <i>Plot Model</i>	42
Gambar 4. 9 <i>Plot Accuracy</i>	44
Gambar 4. 10 <i>Plot RMSE</i>	45
Gambar 4. 11 <i>Confusion Matrix</i>	47
Gambar 4. 12 <i>ROC Curve</i>	50
Gambar 4. 13 Model ANN.....	52
Gambar 4. 14 <i>Training Model</i>	54
Gambar 4. 15 <i>Confusion Matrix ANN</i>	56
Gambar 4. 16 <i>ROC Curve</i>	58

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 <i>Confusion Matrix</i>	20
Tabel 2. 2 <i>Accuracy</i>	22
Tabel 3. 1 Jadwal Penelitian.....	30
Tabel 4. 1 Komposisi Data <i>Predictor Label</i>	34
Tabel 4. 2 Komposisi Data <i>Response Label</i>	36
Tabel 4. 3 <i>Precision, Recall, F1-Score</i> dan <i>Accuracy</i>	48
Tabel 4. 4 MAE dan RMSE	51
Tabel 4. 5 <i>Precision, Recall, F1-Score</i> dan <i>Accuracy</i>	56

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sistem kardiovaskuler adalah kumpulan organ yang bekerja sama untuk melakukan fungsi transportasi dalam tubuh manusia. Sistem ini bertanggung jawab untuk mentransportasikan darah yang mengandung nutrisi, bahan sisa metabolisme, hormone, zat kekebalan tubuh, dan zat lain ke seluruh tubuh. Sehingga, tiap bagian tubuh akan mendapatkan nutrisi dan dapat membuang sisa metabolismenya ke dalam darah (Griadhi, 2016). Kardiovaskuler berasal dari 2 kata yaitu kardio yang artinya jantung dan vaskuler yang artinya pembuluh darah. Sistem kardiovaskuler pada prinsipnya terdiri dari jantung, pembuluh darah dan saluran limfe (Fikriana, 2018). Sistem ini memiliki fungsi mengalirkan darah ke seluruh tubuh.

Jantung sebagai bagian dari sistem kardiovaskuler memegang peran besar dalam sistem peredaran darah manusia. Jantung mengendalikan seluruh kegiatan peredaran darah, dengan melibatkan pembuluh darah sebagai salurannya dan darah sebagai transportasinya. Jantung memompa darah ke seluruh tubuh melalui kontraksi berirama dengan bantuan listrik jantung. Jantung berfungsi untuk memompa darah keseluruhan tubuh untuk memenuhi kebutuhan oksigen dan nutrisi ke seluruh tubuh.

Pola hidup yang kurang sehat secara terus-menerus dan dalam jangka panjang akan berpengaruh pada kesehatan termasuk kepada kesehatan jantung. Beberapa penyakit jantung seperti penyakit jantung koroner, aritmia, heart failure dan lain-lain.

Jumlah kasus kematian yang disebabkan oleh penyakit jantung kian hari kian meningkat. *Cardiovascular Diseases* (CVD) merupakan salah satu penyakit mematikan nomor satu di dunia. Berdasarkan laporan *World Health Organization* (WHO) angka kematian yang disebabkan oleh penyakit *cardiovascular diseases* (CVD) mencapai 17,7 juta orang setiap tahunnya dan 31% merupakan penyebab dari seluruh kematian global. Angka kematian akibat penyakit *cardiovascular diseases* diprediksi akan terus meningkat dari tahun ke tahun dan diperkirakan pada tahun 2030 akan mencapai 23,3 juta kematian (Nurmasani & Pristyanto, 2021).

Pada dasarnya penyakit jantung dapat dicegah dengan berbagai faktor, diantaranya pola hidup sehat. Selain itu deteksi dini penyakit jantung juga diperlukan untuk mencegah terjadinya kematian pada penderitanya (Nurmasani & Pristyanto, 2021). Penyakit jantung dapat dianalisis sejak dini. Untuk menghindari penyakit jantung, dapat dilakukan dengan memeriksa aktivitas jantung menggunakan alat elektrokardiogram.

Elektrokardiogram (EKG) adalah pemeriksaan untuk mengukur dan merekam aktivitas listrik jantung. Sinyal ini timbul untuk memicu kontraksi otot jantung yang akan memompa darah ke seluruh tubuh. Sinyal EKG merupakan representasi tingkat kesehatan jantung seseorang yang digambarkan lewat irama, bentuk dan orientasi sinyal EKG (Estananto, 2018). EKG umumnya dilakukan untuk memeriksa kondisi jantung dan menilai efektivitas pengobatan penyakit jantung. Elektrokardiogram dapat digunakan untuk mendeteksi kondisi-kondisi seperti serangan jantung, gangguan irama jantung, penyakit jantung koroner dan lain-lain.

Elektrokardiogram (ECG/EKG) adalah salah satu alat diagnostik non-invasif yang umum digunakan untuk merekam aktivitas fisiologis jantung selama periode waktu tertentu. Data EKG dapat membantu dalam diagnosis banyak penyakit kardiovaskular, seperti kontraksi prematur atrium (PAC) atau ventrikel (PVC), fibrilasi atrium (AF), infark (MI), dan gagal jantung kongestif (CHF) (Hong et al., 2020).

Elektrokardiogram dilakukan menggunakan mesin pendeteksi impuls listrik jantung yang disebut elektrokardiograf. Dengan alat tersebut, impuls atau aktivitas listrik jantung akan terpantau dan tampak berupa grafik yang ditampilkan di layar monitor. Grafik yang menunjukkan aktivitas listrik jantung pasien juga dapat dicetak di kertas dan dilampirkan pada rekam medis pasien. Grafik yang telah dicetak menjadi alat bantu dokter dalam mendiagnosis penyakit pasien. Pembacaan setiap grafik sebagai alat bantu diagnosis akan memakan banyak waktu untuk setiap kali pembacaannya. Pengalaman dan pengetahuan dari setiap dokter bisa menyebabkan perbedaan interpretasi atau hasil pembacaan pada grafik yang sama. Hal ini menjadi tantangan tersendiri bagi dokter untuk dapat mendiagnosis penyakit dengan tepat dan konsisten, serta dalam waktu yang seefisien mungkin.

Grafik atau citra hasil deteksi ini dapat digunakan untuk memperoleh insight. Citra ini juga dapat dibaca oleh mesin selayaknya pembacaan yang dilakukan oleh dokter. Dewasa ini, *Deep Learning* telah menjadi salah satu topik hangat dalam dunia *Machine Learning* karena kapabilitasnya yang signifikan dalam memodelkan berbagai data kompleks seperti citra dan suara. Metode *Deep Learning* yang saat ini memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) (Suartika E. P, 2016). Penggunaan CNN dikarenakan metode ini akan berusaha meniru sistem pengenalan citra visual manusia sehingga memiliki kemampuan mendeteksi objek dengan posisi yang tidak dapat diduga berkat proses *convolution* (Gede & Cipta, 2020).

Pada penelitian yang dilakukan oleh Dito dkk., Proses klasifikasi dapat dilakukan dengan menggunakan Algoritma C5.0 dan mendapatkan tingkat akurasi pada proses klasifikasi. Hasil yang didapatkan pada penelitian mereduksi 12 atribut pada dataset penyakit jantung dan melakukan klasifikasi dengan kombinasi atribut setelah dilakukan proses reduksi. Hasil yang didapatkan dengan tingkat akurasi tertinggi ketika dilakukan klasifikasi dengan 11 kombinasi atribut dimana terdapat 1 atribut yang direduksi, tingkat akurasi yang didapatkan sebesar 89,11% (Utomo dkk., 2020). Pada penelitian lainnya yang dilakukan oleh Riski, Penelitian ini akan melakukan perbandingan beberapa algoritma klasifikasi yaitu *Decision Tree*, *Naïve Bayes*, *k-Nearest Neighbour*, *Random Forest*, dan *Decision Stump* dengan menggunakan uji parametrik dengan t-test agar dapat menghasilkan perbandingan metode yang lebih baik untuk dataset laki-laki penderita Penyakit jantung. Hasil penelitian mendapatkan nilai akurasi sebesar tertinggi sebesar 80.38%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *random forest* dan *decision stump* melakukan performa terbaik dalam pengklasifikasi di dataset, C4.5 dan *Naïve bayes* juga tampil baik, kemudian k-NN merupakan algoritma yang kurang baik diimplementasikan dalam dataset (Annisa, 2019).

Penelitian berikutnya yang dilakukan oleh derisma, tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk memprediksi orang dengan penyakit jantung menggunakan kumpulan data yang tersedia untuk umum di UCI Repository dengan kumpulan data Penyakit Jantung. Untuk mendapatkan algoritma klasifikasi terbaik dengan membandingkan tiga algoritma yaitu *Naïve Bayes*, *Random Forest*, *Neural*

Network, yang sering digunakan untuk memprediksi orang dengan penyakit jantung. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* adalah algoritma yang tepat dan akurat yang digunakan untuk memprediksi orang dengan penyakit jantung dengan persentase 83% (Derisma, 2020).

Dari penelitian-penelitian diatas telah banyak dilakukan penelitian *deep learning* dengan memprediksi penyakit jantung menggunakan berbagai metode dan data berupa tabel. Belum banyak peneliti melakukan prediksi pada penyakit jantung menggunakan data citra. Sehingga, penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan menggunakan model CNN pada dataset citra dan tabel Elektrokardiogram.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang, dapat dirumuskan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun model *Convolutional Neural Network* dalam memprediksi *predictor label*?
2. Bagaimana membangun model *Artificial Neural Network* dalam memprediksi *response label*?
3. Bagaimana hasil evaluasi kinerja model CNN dan ANN dalam mendiagnosis penyakit jantung?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Dataset yang digunakan adalah dataset EKG puskesmas di seluruh kota Makassar.
2. Dataset terdiri atas data citra EKG dan data tabel hasil interpretasi citra oleh dokter.
3. Arsitektur model berupa model *multi input* dan *multi output Convolutional Neural Network*.
4. Arsitektur model berupa model *multi input* dan *multi output Artificial Neural Network*.
5. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah *python*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Membangun model *Convolutional Neural Network* dalam memprediksi *predictor label*.
2. Membangun model *Artificial Neural Network* dalam memprediksi *response label*.
3. Mengevaluasi kinerja model CNN dan ANN dalam mendiagnosis penyakit jantung.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini dapat menghasilkan model *deep learning* yang *Convolutional Neural Network* dan *Artificial Neural Network* yang dapat mendiagnosis penyakit jantung melalui input berupa citra EKG. *Output* dari kedua model juga dapat digunakan sebagai tambahan pertimbangan oleh dokter dalam mendiagnosis penyakit pasien.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Elektrokardiogram

Elektrokardiograf (EKG) adalah perangkat yang digunakan untuk menangkap dan merekam perubahan potensial dari jantung dengan bantuan lead (sadapan) yang dipasang pada tubuh pasien pada lokasi tertentu. Hasil pemeriksaan EKG adalah berupa citra yang disebut elektrokardiogram (Nastiti et al., 2013).

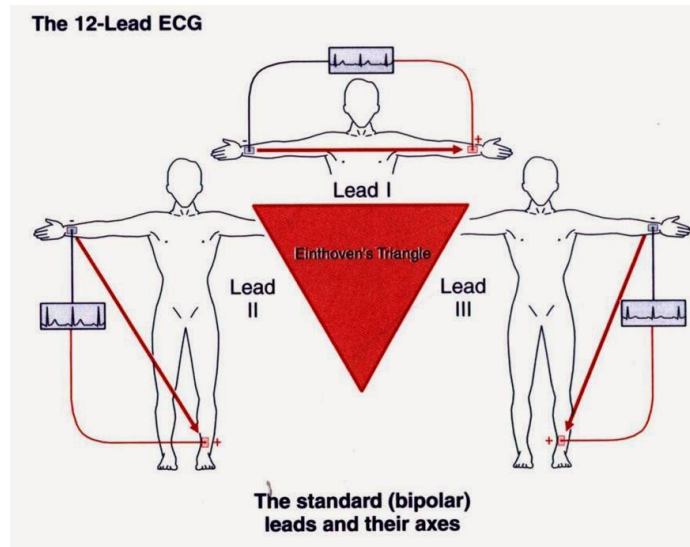
EKG digunakan untuk mengukur laju, keteraturan detak jantung, ukuran jantung, posisi bilik, kerusakan pada jantung, dan adanya efek obat tertentu. Gelombang EKG dari jantung yang normal biasanya memiliki rentang waktu gelombang yang teratur. Perubahan bentuk gelombang EKG dapat terjadi akibat aritmia yang berulang atau adanya kerusakan pada otot jantung. Aritmia adalah masalah pada irama jantung ketika organ tersebut berdetak terlalu cepat, terlalu lambat, atau tidak teratur (Niendy Alexandra Yosephine & Ratnadewi, 2021).

Elektrokardiogram (EKG) digunakan untuk mengamati aktivitas jantung, yaitu variasi dan kelainan selama periode waktu tertentu. Sinyal ini terdiri dari beberapa pola gelombang, puncak dan lembah sinyal EKG biasanya diberi label gelombang P, Q, R, S, T, dan terkadang U. Label gelombang EKG tersebut dapat mewakili aktivasi atrium dan repolarisasi ventrikel dan memberikan informasi penting tentang aktivitas listrik jantung.

Ada 3 (tiga) macam sadapan yang digunakan dalam penggunaan EKG, yaitu:

a. Sadapan Bidang Frontal

Sadapan ini berdasarkan pada segitiga Einthoven, yaitu ada tiga: sadapan I mengukur tegangan antara tangan kiri dan tangan kanan (Lead I), sadapan II mengukur tegangan antara tangan kanan dan kaki kiri (Lead II) dan sadapan III mengukur tegangan antara tangan kiri dan kaki kiri (Lead III). Sadapan ini menggunakan elektroda jepit.

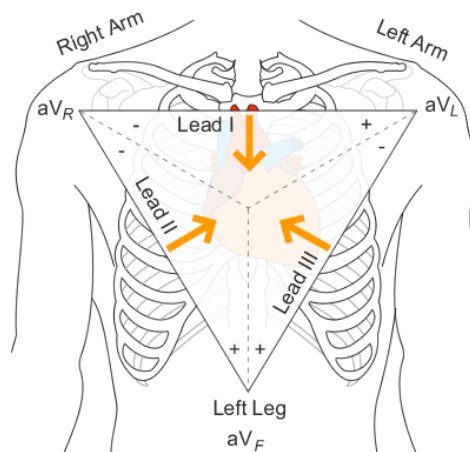


Gambar 2. 1 Sadapan Bidang Frontal

(Sumber: repository.dinamika.ac.id)

b. Sadapan Wilson

Sadapan ini menggunakan tiga buah *unipolar limb leads* atau yang sering disebut juga sadapan unipolar ekstremitas. Pengukuran sadapan ini sering disebut *augmented lead*. Ada 3 (tiga) *augmented lead* yaitu Lead aVR, aVL, dan aVF. Sadapan aVR merekam beda potensial pada tangan kanan dengan tangan kiri dan kaki kiri. Sadapan aVL merekam beda potensial pada tangan kiri dengan tangan kanan dan kaki kiri. Sedangkan sadapan aVF merekam beda potensial pada kaki kiri dengan tangan kanan dan tangan kiri.

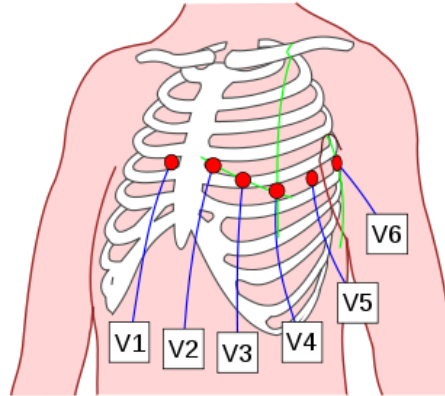


Gambar 2. 2 Sadapan Wilson

(Sumber: nottingham.ac.uk)

c. Sadapan Transversal

Sadapan ini biasanya dipasang pada dada dan dikenal dengan nama *precordial lead*. Sadapan ini terdiri atas 6 (enam) buah elektroda yang berbentuk *suction* yaitu lead V1, V2, V3, V4, V5, dan V6. Semua sadapan ini merekam beda potensial sadapan di dada dengan ketiga sadapan ekstremitas.



Gambar 2. 3 Sadapan Transversal

(Sumber: id.wikipedia.org)

2.2 Penelitian Relevan

Penelitian yang dilakukan oleh niendy pada tahun 2021 dengan judul “*Penggunaan Artificial Neural Network pada Sinyal Elektrokardiogram untuk Mendeteksi Penyakit Jantung Aritmia Supraventrikular*”. *Aritmia supraventrikular* adalah salah satu jenis gangguan irama jantung yang bersumber dari nodus AV atau impuls listrik di atrium, dengan keadaan jantung yang berdetak lebih cepat dari normal. Tahap penelitian ini berupa masukan sinyal EKG, kemudian dilakukan *pre-processing* yaitu sinyal difilter menggunakan *notch filter*, kemudian dilakukan ekstraksi fitur dengan proses DWT dan pencarian morfologi sinyal, kemudian dilanjutkan dengan fitur seleksi dengan menggunakan PCA, dan terakhir diklasifikasi dengan ANN. Metode validasi yang digunakan adalah *confusion matrix* dengan hasil yang akan didapatkan adalah nilai keakuratan, nilai *specificity*, dan nilai *sensitivity*. Sehingga diperoleh akurasi, *specificity* dan *sensitivity* dalam tahap pelatihan berturut-turut sebesar 91.7%, 100% dan 83.3%. Sedangkan akurasi, *specificity* dan *sensitivity* dalam tahap pengujian berturut-turut sebesar 83.3%, 83.3% dan 83.3% (Niendy Alexandra Yosephine & Ratnadewi, 2021).

Penelitian lainnya oleh nastiti dengan judul penelitian “*Klasifikasi Kelainan Jantung Dengan Metode Transformasi Fourier dan Jaringan Saraf Tiruan*” yang menggunakan 87 data citra EKG. Kemudian data dibagi menjadi dua, yaitu 65 data training dan 22 data testing untuk implementasi JST. Kedua kelompok data meliputi semua kategori, yakni jantung dengan kelainan fibrilasi atrium, jantung koroner, dan jantung normal. Perancangan perangkat lunak menggunakan jaringan saraf tiruan Backpropagation dengan masukan berupa citra EKG yang telah diolah sehingga didapat nilai tegangan yang kemudian dilakukan transformasi Fourier yang telah dinormalisasi sehingga didapatkan keluaran berupa nilai numerik klasifikasi kelainan jantung. Tingkat akurasi maksimal perangkat lunak dari hasil pengujian terhadap 25 data uji sebesar 95.45%, dengan tingkat akurasi minimal sebesar 68.18%. Hasil tingkat akurasi perangkat lunak ini secara keseluruhan memiliki rata-rata 86.05% dan standar deviasi 7.82 (Nastiti et al., 2013).

Klasifikasi jantung menggunakan jaringan saraf tiruan pernah dilakukan oleh rifali dalam penelitiannya berjudul “*Sistem Cerdas Deteksi Sinyal Elektrokardiogram (EKG) untuk Klasifikasi Jantung Normal dan Abnormal Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan*”. Dari pengujian sejumlah 26 data yang terdiri dari data normal sebanyak 13 sinyal EKG dan dari data abnormal sebanyak 13 sinyal EKG. Sejumlah 6 buah sinyal EKG masih salah dideteksi dengan benar oleh sistem yang ditunjukkan dengan label kuning. Jadi berdasarkan tabel tersebut diperoleh akurasi pengujian yaitu 76.92% (Rifali & Irmawati, 2019).

Penelitian lainnya juga dilakukan oleh hong dkk. dalam penelitiannya berjudul “*Opportunities and Challenges of Deep Learning Methods for Electrocardiogram Data: A Systematic Review*” pada tahun 2020. Dalam penelitian ini menggunakan banyak arsitektur deep learning model seperti *Convolutional Neural Networks*, *Recurrent Neural Networks*, kombinasi CNNs dan RNNs (CRNNS), *autoencoders* (AES), *generative adversarial networks* (GANs), *Fully Connected Neural Networks* (FCs) dan lain-lain. Dari 191 paper yang digunakan, diperoleh bahwa berbagai metode deep learning telah digunakan dalam beragam analisis masalah EKG seperti *disease detection/classification*, *annotation/localization*, *sleep staging*, *biometric human identification* dan *denoising*. Kesimpulan dari metode

deep learning yang diuji coba di dataset *PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2017* dijelaskan pada Gambar 2.4 (Hong et al., 2020).

Method	Model	F_{IN}	F_{IA}	F_{IO}	F_{IP}	F_{INAOP}	F_{INAO}
[173]	RNN + Expert Features	0.9030	0.8547	0.7366	0.5622	0.7641	0.8314
[57]	CNN	0.91	0.84	0.74	NA	NA	0.83
[141]	CNN + Expert Features	0.9151	0.8247	0.7437	NA	NA	0.8278
[67]	CRNN + Expert Features	0.9117	0.8128	0.7505	0.5671	0.7605	0.8250
[167]	CNN + Expert Features	0.9142	0.8153	0.7370	NA	NA	0.8222
[231]	CRNN	0.9090	0.8221	0.7319	0.5676	0.7577	0.8210
[187]	CRNN	0.9028	0.8221	0.7324	NA	NA	0.8191
[200]	CNN	0.9031	0.8203	0.7310	0.5251	0.7449	0.8181
[137]	CNN + Expert Features	0.9056	0.8284	0.7204	NA	NA	0.8181

Gambar 2. 4 Evaluasi Kinerja Model

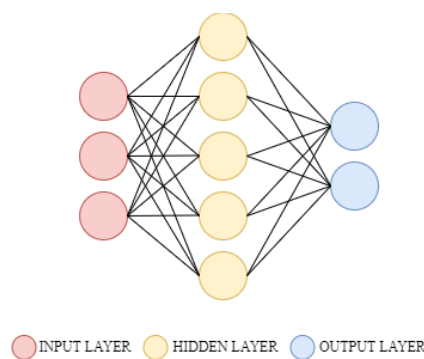
Di dalam penelitian berjudul “*Development and Validation of a Deep-Learning Model to Screen for Hyperkalemia from the Electrocardiogram*” oleh Galloway dkk. Sebuah model *Deep Convolutional Neural Network* (DNN) dilatih menggunakan 1.576.581 EKG dari 449.380 pasien di Mayo Clinic, Rochester, Minnesota dari tahun 1994 hingga 2017. DNN dilatih menggunakan 2 sadapan (*leads I dan leads II*) atau 4 sadapan (*leads I, II, V3 dan V5*) EKG untuk mendeteksi kadar kalium serum 5,5 mEq/L atau kurang dan divalidasi menggunakan data retrospektif dari Mayo Clinic di Minnesota, Florida dan Arizona. Menggunakan sadapan EKG I dan II, kurva AUC dari model *deep learning* yaitu 0.883 untuk Minnesota, 0.860 untuk Florida dan 0.853 untuk Arizona (Galloway et al., 2019).

Seluruh penelitian relevan menggunakan metode *deep learning* baik itu model *Convolutional Neural Network*, jaringan syaraf tiruan biasa dan model *Neural Network* lainnya. Penelitian yang dilakukan oleh niendy melakukan klasifikasi terhadap penyakit jantung aritmia supraventrikular dengan akurasi, specificity dan sensitivity selama pengujian berturut-turut sebesar 83.3%, 83.3% dan 83.3%. Berbeda dengan penelitian nastiti, label dalam penelitian ini adalah kelainan fibrilasi atrium, jantung koroner dan jantung normal. Hasil tingkat akurasi perangkat lunak ini secara keseluruhan memiliki rata-rata 86.05% dan standar deviasi 7.82. Penelitian yang dilakukan oleh rifali yaitu melakukan klasifikasi jantung normal dan abnormal dengan akurasi pengujian 76.92%. Sedangkan pada penelitian Hong dkk. itu membandingkan seluruh metode *deep learning* dalam analisis EKG dimana metode RNN + Expert Features memperoleh nilai tertinggi.

Penelitian lainnya oleh Gallowey dkk. untuk mendeteksi kadar kalium serum 5,5 mEq/L atau kurang dan divalidasi menggunakan data retrospektif dari Mayo Clinic di Minnesota, Florida dan Arizona. Menggunakan sadapan EKG I dan II, kurva AUC dari model deep learning yaitu 0.883 untuk Minnesota, 0.860 untuk Florida dan 0.853 untuk Arizona.

2.3 Artificial Neural Network

Jaringan Saraf Tiruan atau *Artificial Neural Network* (ANN) adalah sebuah model *machine learning* yang terinspirasi dari neuron/saraf yang terdapat pada otak manusia. Sebuah sel saraf (neuron) terdiri dari fungsi penjumlahan, fungsi aktivasi dan keluaran (Euis Saraswati et al., 2021). ANN terdiri atas lapis masukan (*input layer*) dan lapis keluaran (*output layer*). Setiap lapis terdiri atas satu atau beberapa unit neuron yang mempunyai sebuah fungsi aktivasi yang menentukan keluaran dari unit tersebut. Kita bisa menambahkan lapis tersembunyi (*hidden layer*) untuk menambah kemampuan dari NN tersebut (Ahmad Hania, 2017). ANN dapat digunakan untuk memodelkan hubungan yang kompleks antara masukan dan keluaran untuk menemukan pola-pola pada data (Niendy Alexandra Yosephine & Ratnadewi, 2021).



Gambar 2. 5 Arsitektur *Neural Network*

Fungsi matematis dari perceptron dapat kita lihat di bawah. Keluaran (\hat{y}) dari perceptron merupakan bias (w_0), ditambah dengan jumlah setiap input (x_i) yang dikali dengan bobot masing-masing (w_i) sehingga menghasilkan weighted sum, kemudian dimasukkan ke dalam fungsi aktivasi (g).

$$\hat{y} = g \left(w_0 + \sum_{i=1}^n x_i w_i \right) \quad (2.1)$$

Keterangan:

\hat{y} : Output

g : Fungsi Aktivasi

w_0 : Bias

w_i : Bobot

x_i : Input

Fungsi aktivasi pada perceptron bertugas untuk membuat jaringan saraf mampu menyesuaikan pola pada data non linier.

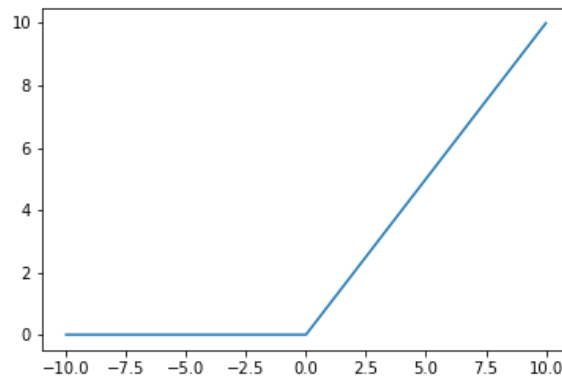
2.3.1 Bobot dan Bias

Weight atau bobot adalah koefisien dari fungsi yang akan diselesaikan. Bobot adalah nilai nyata yang diasosiasikan dengan setiap fitur yang menunjukkan pentingnya fitur tersebut dalam memprediksi nilai akhir. Ketika *neural network* dilatih pada dataset, maka akan terjadi inisialisasi sejumlah bobot. Bobot ini akan terus dioptimasi selama masa pelatihan dan akan mengeluarkan bobot paling optimum sebagai hasil. Sedangkan bias secara sederhana diartikan sebagai nilai konstan yang ditambahkan ke hasil input dan bobot.

2.3.2 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan suatu fungsi yang akan mentransformasikan suatu inputan menjadi suatu output tertentu (Sitepu & Sigiro, 2021). Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan pada jaringan saraf untuk mengaktifkan atau tidak mengaktifkan neuron (Julpan et al., 2015). Menentukan fungsi aktivasi optimal pada jaringan saraf tiruan merupakan hal yang penting karena berhubungan langsung dengan tingkat keberhasilan yang diperoleh. Tapi sayangnya tidak ada cara untuk menentukannya secara analitis, fungsi aktivasi optimal umumnya ditentukan oleh uji coba atau penyetulan (Siregar, 2019).

2.3.2.1 ReLU Activation



Gambar 2. 6 ReLU Activation

Rectified Linear Unit adalah fungsi aktivasi yang paling banyak digunakan saat ini, semenjak fungsi ini digunakan dalam *convolutional neural network*. Dari kurva fungsi ini, fungsi ini akan memaksa *output* menjadi 0 jika *inputnya* kurang atau sama dengan 0. sebaliknya fungsi ini akan membuat nilai *output* sama dengan nilai *input* (Wang et al., 2020).

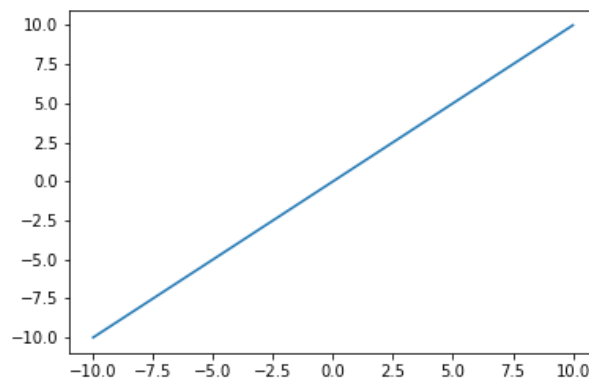
$$f(x) = \max(0, x) \quad (2. 2)$$

Keterangan:

$f(x)$: Output

x : Input

2.3.2.2 Linear Activation



Gambar 2. 7 Linear Activation

Fungsi aktivasi linear hanya mengembalikan nilai input neuron sebagai nilai outputnya, tanpa memanipulasinya sama sekali. Jenis fungsi aktivasi ini sering digunakan dalam model regresi. Jika semua layer menggunakan fungsi aktivasi linear, maka tidak peduli berapa banyak layer yang digunakan, fungsi aktivasi terakhir dari lapisan terakhir tidak lain hanyalah fungsi linier dari input lapisan pertama, sehingga bisa dikatakan bahwa keseluruhan layer sama dengan *single layer* dengan fungsi aktivasi linear (Feng & Lu, 2019).

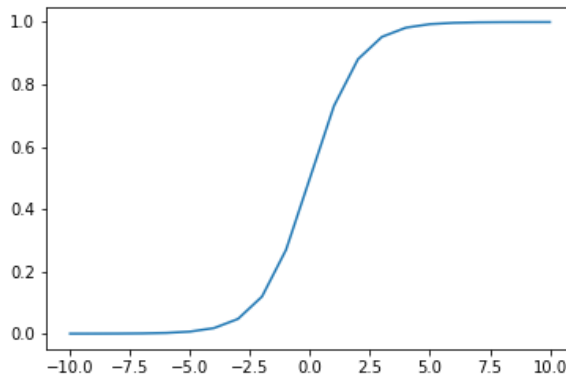
$$f(x) = x \quad (2.3)$$

Keterangan:

$f(x)$: Output

x : Input

2.3.2.3 Sigmoid Activation



Gambar 2. 8 Sigmoid Activation

Sigmoid adalah fungsi aktivasi nonlinear yang umum. *Output* dari fungsi ini dibatasi dan fungsi ini sudah banyak digunakan sebagai fungsi aktivasi dalam *deep neural networks* di awal-awal *deep learning* (Wang et al., 2020). Fungsi aktivasi sigmoid baik digunakan pada kasus multilabel classification, yaitu mengklasifikasi sesuatu yang memiliki jawaban lebih dari satu.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.4)$$

Keterangan:

$f(x)$: Output

x : Input

2.3.2.4 Softmax activation

	LOGITS SCORES		SOFTMAX		PROBABILITIES
y	2.0	→	$S(y_i) = \frac{e^{y_i}}{\sum_j e^{y_j}}$	→	$p = 0.7$
	1.0	→		→	$p = 0.2$
	0.1	→		→	$p = 0.1$

Gambar 2. 9 Softmax Activation

Fungsi aktivasi softmax baik digunakan pada kasus multiclass classification, yaitu mengklasifikasi sesuatu tepat hanya pada satu kelas saja.

$$S(y_i) = \frac{e^{y_i}}{\sum_{j=1}^c e^{y_j}} \quad (2.5)$$

Keterangan:

$S(y_i)$: Output

y_i : Input

e : Konstanta

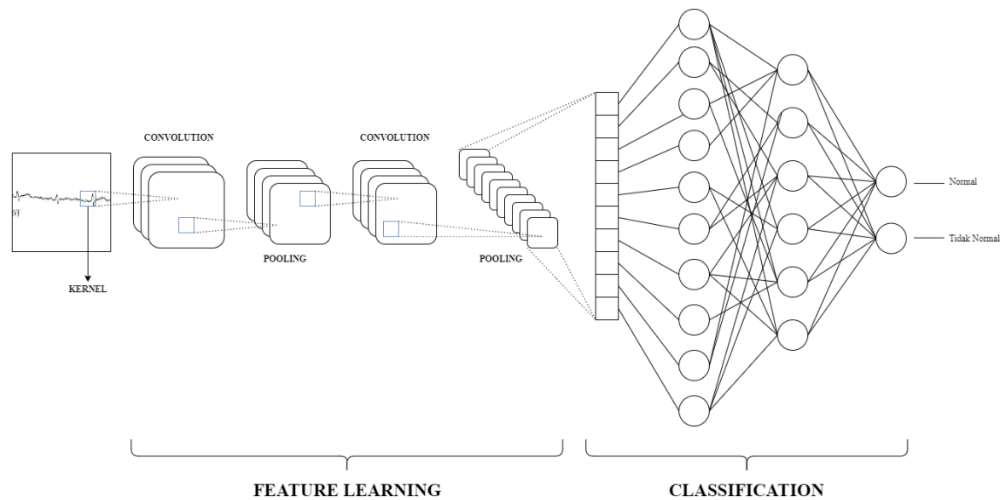
c : Jumlah *class*

2.4 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah bagian dari DNN yang diterapkan secara luas untuk klasifikasi citra, *natural language processing*, dan *signal analysis*. CNN terdiri dari beberapa lapisan konvolusi diikuti oleh lapisan normalisasi, lapisan aktivasi nonlinier, lapisan *dropout*, lapisan *pooling*, dan lapisan klasifikasi. Dalam beberapa penelitian, SVM, *boosting classifier tree*, dan RNN telah digunakan sebagai *fully connected layer* alternatif untuk merangkum fitur global di CNN. CNN dapat mencapai kinerja yang unggul dan komputasi yang cepat berdasarkan arsitektur dan paralelisasi bobot bersama (Hong et al., 2020).

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode yang diturunkan dari pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) untuk pengolahan data yang bersifat dua dimensi [6]. CNN termasuk dalam rumpun *deep neural network* dikarenakan kedalaman jaringan yang tinggi dan sangat unggul jika diimplementasikan pada data citra (Gede & Cipta, 2020).

Convolutional Neural Network adalah jenis jaringan saraf tiruan yang digunakan dalam pengenalan dan pemrosesan citra. *Convolutional Neural Network* meniru cara sel-sel saraf kita berkomunikasi dengan neuron yang saling berhubungan dan convolutional neural network memiliki arsitektur yang sama. Apa yang membuatnya unik dari jaringan saraf lain adalah operasi konvolusional yang menerapkan filter pada setiap bagian dari input sebelumnya untuk mengekstraksi pola dan features (Kholik, 2021).



Gambar 2. 10 Arsitektur *Convolution Neural Network*

2.4.1 *Convolution Layer*

Blok bangunan utama *Convolutional Neural Network* adalah *Convolution layer*. Konvolusi adalah operasi matematika untuk menggabungkan dua set informasi. Konvolusi diterapkan pada data input menggunakan filter konvolusi sehingga menghasilkan sebuah output atau biasa disebut sebagai activation map atau feature map. Persamaan konvolusi ditunjukkan pada persamaan dibawah.

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_a \sum_b I(a, b)K(i - a, j - b) \quad (2. 6)$$

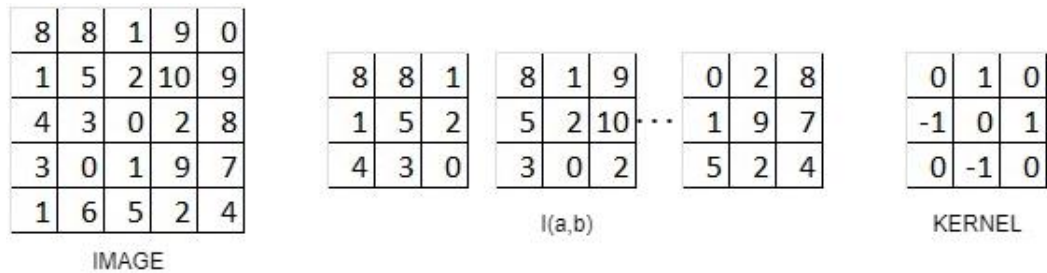
Keterangan:

$S(i, j)$: Output

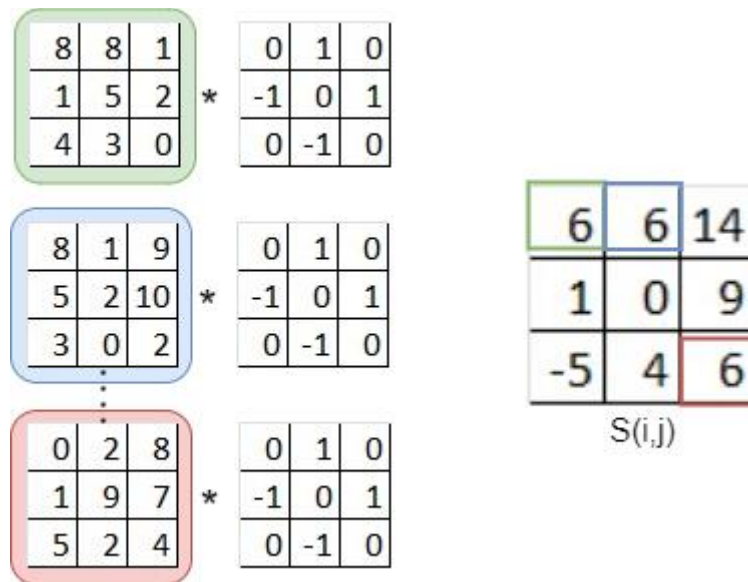
I : *Image Matrix*

K : Kernel

Secara umum, lapisan konvolusi adalah hasil perkalian antara input matriks dan *filters*. *Filters* atau *kernel* bekerja sebagai pengidentifikasi fitur untuk mengklasifikasikan fitur data input, yang biasanya berupa citra (Wei et al., 2019).



Gambar 2. 11 Image dan Kernel



Gambar 2. 12 Konvolusi

Gambar 2.11 merupakan contoh input yang telah diekstraksi ke dalam bentuk angka yang kemudian disebut matriks, kemudian diikuti dengan sejumlah matriks sebesar 3x3 yang diambil dari input dan juga sebuah kernel. Gambar 2.12 menjelaskan proses konvolusi yaitu setiap matriks 3x3 dengan kernel sehingga diperoleh output. Kernel 3x3 akan mengurangi ukuran matriks sebanyak 1 di setiap sisi, dan 2 di setiap sisi jika menggunakan kernel berukuran 5x5 dan seterusnya. Untuk menghitung dimensi dari feature map dapat dihitung dengan persamaan dibawah ini

$$d = \frac{W - N + 2P}{S} + 1 \tag{2.7}$$

Keterangan:

d : Dimensi

W : Panjang/Tinggi Input

N : Panjang/Tinggi Kernel

P : Zero Padding

S : Stride

2.4.2 Padding

Padding adalah parameter yang menentukan jumlah pixels berisi nilai 0, yang ditambahkan di setiap sisi *input*. Hal ini bertujuan untuk memanipulasi dimensi *output* dari *convolution layer*. Gambar 2.13 merupakan matriks dengan *padding* sebanyak 1.

0	0	0	0	0	0
0	8	8	1	9	0
0	1	5	2	10	9
0	4	3	0	2	8
0	3	0	1	9	7
0	1	6	5	2	4
0	0	0	0	0	0

Gambar 2. 13 *Padding*

2.4.3 Stride

Stride adalah parameter yang menentukan berapa jumlah pergeseran kernel. Jika nilai *stride* adalah 1, maka kernel akan bergeser ke kanan dan ke bawah sebanyak 1 pixel. Gambar 2.14 adalah matriks dengan nilai *stride* adalah 1 dan gambar 2.15 adalah matriks dengan nilai *stride* 2.

8	1	9	1	9	0	8	8	1	...	0	2	8
5	2	10	2	10	9	1	5	2		1	9	7
3	0	2	0	2	8	4	3	0		5	2	4

Gambar 2. 14 *Stride* 1

0	2	8	8	8	1	1	9	0	4	3	0
1	9	7	1	5	2	2	10	9	3	0	1
5	2	4	4	3	0	0	2	8	1	6	5

Gambar 2. 15 *Stride 2*

2.4.4 Pooling

Pooling layer digunakan untuk mengurangi dimensi spasial input data. *Pooling layer* secara efektif menggabungkan beberapa nilai menjadi satu, sehingga mengurangi kemungkinan *overfitting* karena beberapa nilai dalam data akan hilang dalam fase penyatuan (Wei et al., 2019).

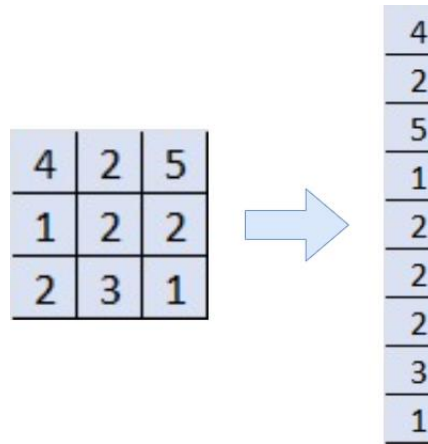
Ada dua *pooling* yang banyak digunakan yaitu *max pooling* dan *average pooling*. *Max pooling* akan mengembalikan nilai terbesar dari sejumlah pixel yang dipilih, sedangkan *average pooling* akan merata-ratakan nilai dari sejumlah pixel yang dipilih. Untuk lebih jelasnya mengenai perbedaan dari *max pooling* dan *average pooling* bisa dilihat pada Gambar 2.16.

Feature Map				Max Pooling		Average Pooling	
6	6	6	6	6	6	5.25	5.25
4	5	5	4	4	4	3	3
2	4	4	2				
2	4	4	2				

Gambar 2. 16 *Pooling*

2.4.5 Flatten

Flattening sangat perlu dilakukan sebelum *feature map* digunakan dalam *Fully Connected Layer*. *Flattening* adalah sebuah prosedur yang mengkonversi *feature map* ke dalam 1 kolom yang diteruskan ke *Fully Connected Layer*.

Gambar 2. 17 *Flattening*

2.4.6 Fully Connected Layer

Fully Connected Layer merupakan *layer* yang sama dengan *Artificial Neural Network*. Seperti halnya jaringan saraf tiruan FLC juga menerima input berupa *feature map* hasil *flattening*, yang kemudian masuk ke dalam *hidden layer* lalu menghasilkan output sesuai output yang diharapkan.

2.5 Ukuran kinerja model

2.5.1 Confusion matrix

Confusion matrix banyak digunakan dalam *machine learning* untuk *supervised classification* atau menentukan perilaku dari model klasifikasi. Bentuk kotak dari *confusion matrix* direpresentasikan oleh baris dan kolom, dimana baris adalah kelas aktual dari *instance* dan kolom adalah kelas prediksi. Untuk klasifikasi biner *confusion matrix* digambarkan dengan matriks 2x2. Untuk sebuah *confusion matrix*, 4 ukuran, *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP) dan *false negative* (FN). Untuk masalah multikelas, *confusion matrix* dengan K kelas mempunyai KxK *confusion matrix* (Hasnain et al., 2020).

Tabel 2. 1 *Confusion Matrix*

	AKTUAL			
	KELAS 1	KELAS 2	KELAS 3	
PREDIKSI	KELAS 1	T_{11}	T_{12}	T_{13}
	KELAS 2	T_{21}	T_{22}	T_{23}
	KELAS 3	T_{31}	T_{32}	T_{33}

2.5.2 Recall

Recall menjelaskan bahwa dari semua *class positive* berapa banyak yang diprediksi dengan benar. Nilai *recall* dapat diperoleh dengan persamaan berikut.

$$recall_i = \frac{T_i}{T_i + \sum_{i=1}^c F_{ij}} \quad (2.8)$$

Keterangan:

$$i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, n$$

c = Banyaknya kelas

T = Jumlah data yang diklasifikasi *True*

F = Jumlah data yang diklasifikasi *False*

2.5.3 Precision

Precision menjelaskan berapa banyak data yang diprediksi positif dan secara aktual memang positif.

$$precision_i = \frac{T_i}{T_i + \sum_{j=1}^c F_{ij}} \quad (2.9)$$

Keterangan:

$$i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, n$$

c = Banyaknya kelas

T = Jumlah data yang diklasifikasi *True*

F = Jumlah data yang diklasifikasi *False*

2.5.4 Accuracy

Tabel 2. 2 Accuracy

		AKTUAL		
		KELAS 1	KELAS 2	KELAS 3
PREDIKSI	KELAS 1	T ₁₁	T ₁₂	T ₁₃
	KELAS 2	T ₂₁	T ₂₂	T ₂₃
	KELAS 3	T ₃₁	T ₃₂	T ₃₃

Accuracy menjelaskan berapa banyak data yang diprediksi dengan benar dari keseluruhan data. *Accuracy* menggambarkan seberapa akurat model dapat mengklasifikasikan dengan benar.

$$accuracy = \frac{\sum_{i=1}^c T_i}{N} \quad (2. 10)$$

Keterangan:

$$i = 1, 2, 3, \dots, n$$

c = Banyaknya kelas

T = Jumlah data yang diklasifikasi True

N = Jumlah keseluruhan data

2.5.5 F1-Score

F1-Score mempertimbangkan antara *recall* dan *precision*. F1-score adalah rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*.

$$F1 - Score_i = \frac{2 \times recall_i \times precision_i}{recall_i + precision_i} \quad (2. 11)$$

2.5.6 Kurva AOC-ROC

Receiver Operating Characteristic (ROC) adalah alat ukur performance untuk masalah klasifikasi dalam menentukan *threshold* dari suatu model. *Threshold* dapat dipilih dimana saja dan dicari semua kemungkinannya. ROC menghasilkan dua garis dengan bentuk *true positive* sebagai garis vertikal dan *false positive* sebagai garis horizontal (Annisa, 2019).

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2. 12)$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (2.13)$$

Keterangan:

TPR : True Positive Rate

FPR : False Positive Rate

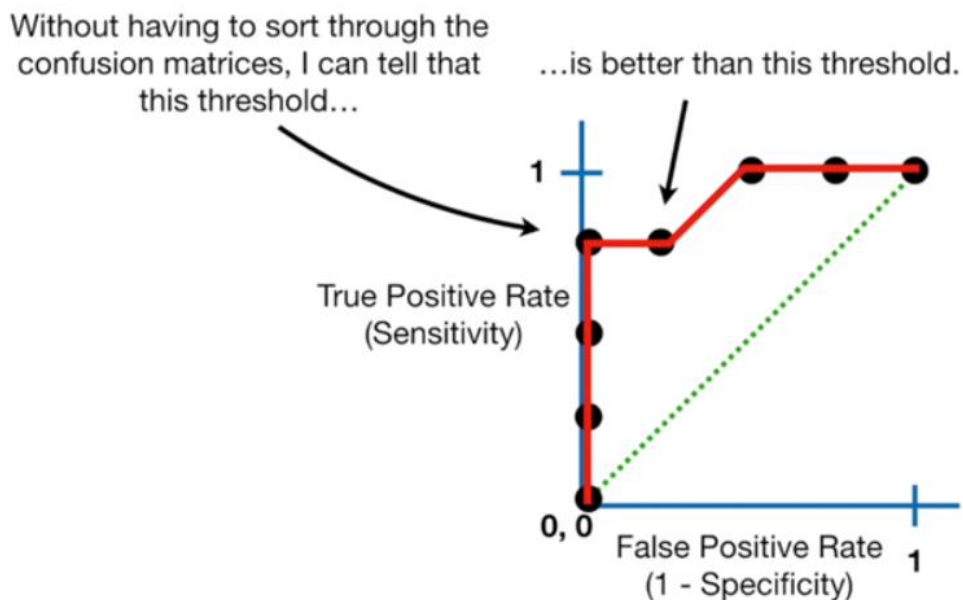
TP : True Positive

FN : False Negative

TN : True Negative

FP : False Positive

Titik-titik di ROC *graph* menggambarkan semua kemungkinan TPR dan FPR jika kita mencoba semua kemungkinan *threshold*nya. Semakin tinggi TPR dan semakin kecil FPR maka *threshold* nya semakin bagus. Seperti pada gambar dibawah.

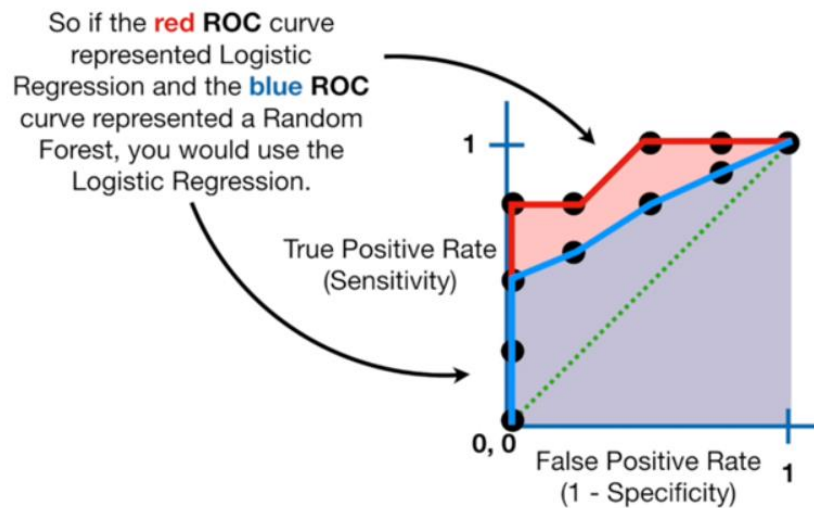


Gambar 2.18 Receiver Operating Characteristic

(Sumber : datasans.medium.com)

Sedangkan *Area Under the Curve* (AUC) membantu dalam membandingkan model satu dengan yang lainnya. AUC adalah luas area dibawah kurva ROC. Misalnya warna merah adalah ROC dari model *logistic regression* dan biru adalah

ROC dari model *random forest*, maka model *logistic regression* disarankan untuk digunakan karena ROC nya lebih luas.

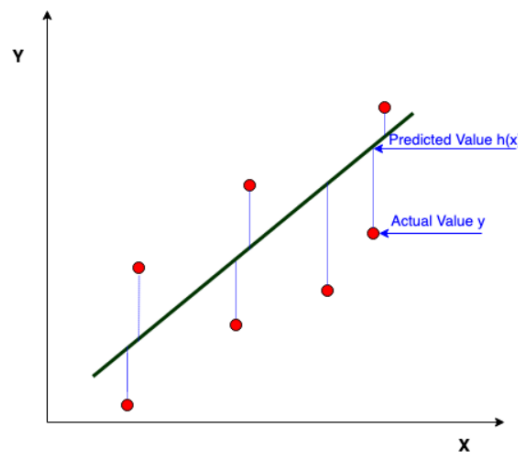


Gambar 2. 19 Area Under the Curve

(Sumber : datasans.medium.com)

2.5.7 Root Mean Squared Error (RMSE)

Root Mean Square adalah standar deviasi dari residu. Standar deviasi adalah ukuran yang menggambarkan seberapa menyebarnya data. Sedangkan residu adalah ukuran seberapa jauh garis regresi dengan data asli.



Gambar 2. 20 Residu

(Sumber : geekycodes.in)

Sehingga untuk mendapatkan RMSE digunakanlah standar deviasi, tapi ketimbang menggunakan akar kuadrat dari variansi digunakan akar kuadrat dari rata-rata residu kuadrat. Standar deviasi digunakan untuk menghitung sebaran data

terhadap *mean*, sedangkan RMSE digunakan untuk menghitung jarak antara data prediksi dengan data aktual atau memberikan informasi seberapa *fit* garis regresi dengan data.

$$\sigma = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad (2.14)$$

$$RMSE = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (2.15)$$

Keterangan:

RMSE : *Root Mean Squared Error*

σ : Standar Deviasi

N : Jumlah Data

x_i : Input

μ : Rata-Rata

\hat{y}_i : Nilai Sebenarnya

y_i : Nilai Prediksi

2.5.8 Mean Absolute Error (MAE)

Mean absolute error adalah nilai mutlak (absolut) kesalahan rata-rata dari nilai sebenarnya dengan nilai prediksi.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (2.16)$$

Keterangan:

MAE : *Mean Absolute Error*

N : Jumlah Data

\hat{y}_i : Nilai Sebenarnya

y_i : Nilai Prediksi