

**KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG BERBASIS  
*CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*  
MENGUNAKAN BASIS *DATA THE PHYSIKALISCH-  
TECHNISCHE BUNDESANSTALT-XL (PTB-XL)***

**TUGAS AKHIR**

**Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer**



**OLEH :**

**CHOLIDAH ZUHROH KHAIRUNNISA**

**09011381924119**

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

**2023**

**HALAMAN PENGESAHAN**

**KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG BERBASIS  
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MENGGUNAKAN  
BASIS DATA THE PHYSIKALISCH-TECHNISCHE  
BUNDESANSTALT-XL (PTB-XL)**

**SKRIPSI**

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat

Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

Oleh :

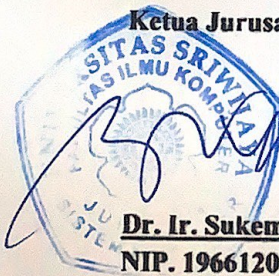
**CHOLIDAH ZUHROH KHAIRUNNISA**

**09011381924119**

**Palembang, 7 Agustus 2023**

**Mengetahui,**

**Ketua Jurusan Sistem Komputer,**



**Dr. Ir. Sukemi M.T.**  
**NIP. 196612032006041001**

**Pembimbing Tugas Akhir,**

**Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D.**  
**NIP. 196908021994012001**

## HALAMAN PERSETUJUAN

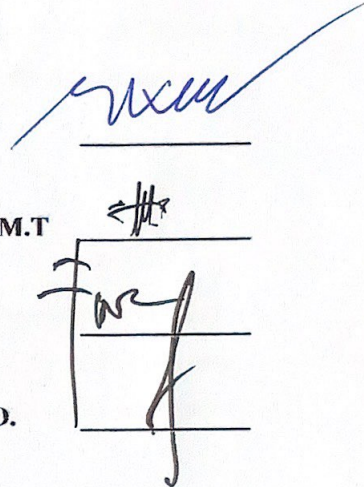
Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Senin

Tanggal : 31 Juli 2023

**Tim Penguji :**

1. **Ketua** : Dr. Ir. Sukemi, M.T
2. **Sekretaris** : Muhammad Ali Buchari, S.Kom, M.T
3. **Penguji** : Dr. Firdaus, M.Kom
4. **Pembimbing** : Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D.



Handwritten signatures of the examiners: Dr. Ir. Sukemi, M.T. (top), Muhammad Ali Buchari, S.Kom, M.T. (middle), Dr. Firdaus, M.Kom (middle), and Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D. (bottom).

Mengetahui,

**Ketua Jurusan Sistem Komputer**



**Dr. Ir. Sukemi, M.T.**

**NIP. 196612032006041001**

## HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Cholidah Zuhroh Khairunnisa

NIM : 09011381924119

Judul : Klasifikasi Penyakit Jantung Berbasis *Convolutional Neural Network*  
Menggunakan Basis *Data the Physikalisch-Technische Bundesanstalt-XL*  
(PTB-XL)

Hasil Pengecekan Software Turnitin : 5%

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan atau plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan atau plagiat dalam laporan tugas akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya.

Demikian, pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tanpa paksaan dari siapapun.



Palembang, Agustus 2023



**Cholidah Zuhroh Khairunnisa**

**NIM. 09011381924119**

## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.*

Alhamdulillahirabbil'alamin. Puji serta syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT, yang telah memberikan karunia dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini dengan judul **“Klasifikasi Penyakit Jantung Berbasis *Convolutional Neural Network* Menggunakan Basis *Data the Physikalisch-Technische Bundesanstalt-XL (PTB-XL)*”**

Dalam penulisan ini penulis menjelaskan mengenai hasil klasifikasi kelas penyakit jantung menggunakan *Convolutional Neural Network* menggunakan dataset PTB-XL. Penulis sangat berharap bahwa tulisan ini dapat memberikan manfaat bagi banyak orang dan menjadi referensi yang berguna bagi para peneliti yang tertarik dalam bidang medis, khususnya dalam diagnosa penyakit jantung.

Dalam kesempatan ini, penulis ingin mengungkapkan rasa terima kasih kepada beberapa pihak yang telah memberikan ide, saran, motivasi, bimbingan, dan dukungan yang luar biasa, sehingga memberikan semangat tambahan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini :

1. Allah SWT yang telah memberikan saya nikmat kesehatan, kesempatan serta rahmat-Nya sehingga saya dipermudah dalam penyelesaian Tugas Akhir ini dengan baik dan lancar.
2. Orang tua saya (Muhammad Cholfi dan Nurhilwida) saya sangat mengucapkan terimakasih kepada kedua orang tua saya yang sudah membesarkan, mendidik, mendukung dengan kasih sayang. Yang telah memberikan saya dukungan dalam menghadapi segala sesuatu baik secara moril, materil dan spritual selama ini.
3. Kakak perempuan saya (Paramitha Fida Miftaulia S.T) yang telah memberikan saran, mendukung dan mendidik saya secara tidak langsung. Yang telah memberikan saran perkuliahan dari awal kuliah hingga saya menyusun Tugas Akhir. Kepada kakak laki-laki saya (Muhammad Dafi

Muchlisin S.Sos) yang memberikan perhatian walaupun terlihat cuek, tetapi tetap mendukung adiknya.

4. Bapak Plt. Dekan Prof. Dr. Ir. M.Said, M.Sc selaku Pelaksana Tugas Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T., selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
6. Bapak Aditya Putra Perdana Prasetyo, S.Kom., M.T. selaku Pembimbing Akademik Jurusan Sistem Komputer.
7. Ibu Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D. selaku Pembimbing Tugas Akhir yang telah meluangkan waktunya untuk membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
8. Intelligent System Research Group (IsysRG) atas bantuan infrastruktur dalam menyelesaikan Tugas Akhir.
9. Mbak Annisa Darmawahyuni M.Kom, selaku Asisten Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang Selalu memberikan panduan, saran, dan perhatian yang berharga selama proses penyelesaian Tugas Akhir ini.
10. Pak Firdaus, Mbak Anggun, Mbak Ade dan Pak Naufal yang selalu memberikan perhatian, arahan, dan saran baik mengenai kodingan ataupun penulisan selama proses penyelesaian Tugas Akhir ini.
11. Mbak Sari selaku admin Jurusan Sistem Komputer yang telah membantu mengurus seluruh berkas dan mendengarkan keluh kesah.
12. Muhammad Rafli Aljabar yang selalu membantu dalam suka dan duka, selalu menemani kemanapun, mendengarkan keluh kesah, teman 24/7, dan *Support System* selama penyelesaian Tugas Akhir.
13. Alya Nur Firjatullah Ambarsari dan M.Helmi Izzati Amin yang telah menghibur, menemani dari awal perkuliahan hingga penyelesaian Tugas Akhir.

14. Dian Yofita Iestari dan Alfarabi Duo bucin yang sudah menghibur dan menemani selama penyelesaian Tugas Akhir.
15. Khoirunnisah, Dianrifa, Nadila, dan seluruh sahabat yang telah membantu menghibur, menasehati, serta mendengarkan keluh kesah penulis.
16. Seluruh Teman Divisi Sinyal (Ardi, Hafiz, Gita, Elsa dan Isro) yang sudah membantu dalam mengerjakan, memberikan semangat, dan membantu penulis selama Tugas Akhir ini.
17. Seluruh Teman Batch 4 Isys-RG yang telah membantu dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih sangat jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang dapat membangun sangat diharapkan penulis agar penulisan laporan ini dapat menjadi lebih baik lagi dan dapat dijadikan sumber referensi yang bermanfaat dan berguna di masa yang akan datang.

Akhir kata penulis mengharapkan laporan ini dapat menghasilkan sesuatu yang bermanfaat, khususnya bagi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya secara langsung ataupun tidak langsung sebagai sumbangan pikiran dalam peningkatan mutu pembelajaran dan penelitian.

***Wassalamu'alaikum Warahmatullah Wabarakatuh.***

Palembang,            Agustus 2023

Penulis,

Cholidah Zuhroh Khairunnisa

NIM. 09011381924119

**CLASSIFICATION OF HEART DISEASES BASED ON CONVOLUTIONAL  
NEURAL NETWORK USING THE PHYSIKALISCH-TECHNISCHE  
BUNDESANSTALT-XL (PTB-XL) DATABASE**

**Cholidah Zuhroh Khairunnisa (09011381924119)**

*Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya  
University*

*Email : [cldhz.khairunnisa@gmail.com](mailto:cldhz.khairunnisa@gmail.com)*

**ABSTRACT**

*Heart disease is one of the leading causes of death worldwide and can be identified based on the patterns of electrical activity in the heart using an Electrocardiogram (ECG). The importance of early detection and classification of heart disease has led to the use of innovative methods, such as Convolutional Neural Networks (CNN). The PTB-XL ECG data has been processed and prepared to train and test the CNN model. This deep learning approach aims to recognize characteristic patterns in ECG signals that indicate specific types of heart disease. In this research, the CNN network structure was optimized and designed, and then trained using the PTB-XL ECG data. The research was divided into several models, and the best model was obtained. The experimental results showed that the best model achieved an accuracy of 86.86%, sensitivity of 75.28%, specificity of 75.28%, precision of 83.56%, F1 Score of 75.25%, and an error of 13.14%.*

**Keywords:** *Electrocardiogram (ECG), Classification, PTB-XL, Myocardial Infarction, Deep Learning, Convolutional Neural Network.*



**KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG BERBASIS *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* MENGGUNAKAN BASIS DATA *THE PHYSIKALISCH-TECHNISCHE BUNDESANSTALT-XL (PTB-XL)***

**Cholidah Zuhroh Khairunnisa (09011381924119)**

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : [cldhz.khairunnisa@gmail.com](mailto:cldhz.khairunnisa@gmail.com)

**ABSTRAK**

Penyakit jantung merupakan salah satu penyebab utama kematian di seluruh dunia dan dapat diidentifikasi berdasarkan pola aktivitas arus listrik pada jantung menggunakan Elektrokardiogram. Pentingnya mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit jantung secara dini mendorong penggunaan metode inovatif, yaitu *Convolutional Neural Network*. Data EKG PTB-XL telah diolah dan dipersiapkan untuk melatih dan menguji model CNN. Struktur jaringan CNN yang dioptimalkan kemudian dirancang dan dilatih menggunakan data EKG PTB-XL. Pendekatan deep learning ini bertujuan untuk mengenali pola karakteristik pada EKG yang menunjukkan adanya jenis penyakit jantung tertentu. Pada penelitian ini akan dibagi menjadi beberapa model dan akan menghasilkan model terbaik. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa hasil model terbaik pada model 35 CNN – LSTM menggunakan segmentasi dengan akurasi, sensitivitas, spesifitas, presisi, F1 Score dan error yang masing - masing adalah 75.28%, 83.56%, 75.28%, 86.86%, 13.14% dan 78.25%.

**Kata Kunci :** Elektrokardiogram (EKG), Klasifikasi, PTB-XL, *Myocardial Infarction*, *Deep Learning*, *Convolutional Neural Network*.

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	<b>i</b>
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERNYATAAN</b> .....	<b>iii</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>iv</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>vii</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>ix</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xiv</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xvi</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Batasan Masalah.....	2
1.4 Tujuan.....	2
1.5 Manfaat.....	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	3
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	<b>5</b>
2.1 <i>Signal Processing</i> .....	5
2.2 Elektrodiagram .....	6
2.3 <i>Physikalisch-Technische Bundesanstalt-XL (PTB-XL)</i> .....	7
2.4 Transformasi <i>Wavelet</i> Diskrit.....	7
2.5 <i>Deep Learning</i> .....	8
2.4.1 <i>Convolutional Neural Network</i> .....	8
2.4.2 <i>Recurrent Neural Network</i> .....	9

2.4.3	<i>Long-Short Term Memory</i> .....	10
2.6	Model Evaluasi.....	10
2.5.1	Akurasi .....	11
2.5.2	Sensitivitas .....	11
2.5.3	Spesifisitas.....	12
2.5.4	Presisi .....	12
2.5.5	<i>F1 Score</i> .....	12
2.5.6	<i>Error</i> .....	12
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....</b>		<b>13</b>
3.1	Pendahuluan .....	13
3.2	Kerangka Kerja.....	13
3.3	Persiapan Data .....	14
3.4	Pra – Pengolahan Data.....	16
3.4.1	<i>Denoising dan Baseline Wander Removal</i> .....	17
3.4.2	Normalisasi .....	18
3.4.3	Segmentasi Fitur.....	18
3.5	Bagi Data Latih dan Data Uji .....	19
3.5.1	<i>Splitting</i> .....	19
3.6	Konfigurasi Parameter model untuk pelatihan CNN - LSTM.....	19
3.7	Konfigurasi Parameter model untuk pelatihan CNN.....	21
<b>BAB IV HASIL DAN ANALISA .....</b>		<b>23</b>
4.1	Pendahuluan .....	23
4.2	Hasil <i>Denoising</i> Sinyal dan <i>Baseline Wander Removal</i> .....	23
4.3	Hasil Normalisasi Sinyal .....	24
4.4	Hasil Segmentasi Sinyal.....	26
4.5	<i>Tunning Hyperparameter</i> CNN – LSTM Menggunakan Segmentasi....	26

4.6	Hasil Pengujian Sinyal dengan CNN - LSTM .....	28
4.6.1	Hasil Pengujian dengan Model 1 – Model 13 CNN - LSTM .....	28
4.6.2	Hasil Pengujian dengan Model 14 CNN - LSTM.....	29
4.6.3	Hasil Pengujian dengan Model 15 CNN - LSTM.....	31
4.6.4	Hasil Pengujian dengan Model 16 CNN - LSTM.....	32
4.6.5	Hasil Pengujian dengan Model 17 CNN - LSTM.....	33
4.6.6	Hasil Pengujian dengan Model 18 CNN - LSTM.....	35
4.6.7	Hasil Pengujian dengan Model 19 CNN - LSTM.....	36
4.6.8	Hasil Pengujian dengan Model 20 CNN - LSTM.....	37
4.6.9	Hasil Pengujian dengan Model 21 CNN - LSTM.....	39
4.6.10	Hasil Pengujian dengan Model 22 CNN - LSTM.....	40
4.6.11	Hasil Pengujian dengan Model 23 CNN - LSTM.....	41
4.6.12	Hasil Pengujian dengan Model 24 CNN - LSTM.....	43
4.6.13	Hasil Pengujian dengan Model 25 CNN - LSTM.....	44
4.6.14	Hasil Pengujian dengan Model 26 CNN - LSTM.....	45
4.6.15	Hasil Pengujian dengan Model 27 CNN - LSTM.....	47
4.6.16	Hasil Pengujian dengan Model 28 CNN - LSTM.....	48
4.6.17	Hasil Pengujian dengan Model 29 CNN - LSTM.....	49
4.6.18	Hasil Pengujian dengan Model 30 CNN - LSTM.....	51
4.6.19	Hasil Pengujian dengan Model 31 CNN - LSTM.....	52
4.6.20	Hasil Pengujian dengan Model 32 CNN - LSTM.....	53
4.6.21	Hasil Pengujian dengan Model 33 CNN - LSTM.....	55
4.6.22	Hasil Pengujian dengan Model 34 CNN - LSTM.....	56
4.6.23	Hasil Pengujian dengan Model 35 CNN - LSTM.....	57
4.6.24	Hasil Pengujian dengan Model 36 CNN - LSTM.....	59
4.6.25	Hasil Pengujian dengan Model 37 CNN - LSTM.....	60

4.6.26	Hasil Pengujian dengan Model 38 CNN - LSTM.....	61
4.6.27	Hasil Pengujian dengan Model 39 CNN - LSTM.....	63
4.7	<i>Tunning Hyperparameter</i> CNN.....	64
4.8	Hasil Pengujian Sinyal dengan CNN Menggunakan Segmentasi .....	65
4.8.1	Hasil Pengujian dengan Model 1 CNN.....	65
4.8.2	Hasil Pengujian dengan Model 2 CNN.....	67
4.8.3	Hasil Pengujian dengan Model 3 CNN.....	69
4.8.4	Hasil Pengujian dengan Model 4 CNN.....	70
4.8.5	Hasil Pengujian dengan Model 5 CNN.....	72
4.8.6	Hasil Pengujian dengan Model 6 CNN.....	74
4.8.7	Hasil Pengujian dengan Model 7 CNN.....	76
4.8.8	Hasil Pengujian dengan Model 8 CNN.....	77
4.8.9	Hasil Pengujian dengan Model 9 CNN.....	79
4.8.10	Hasil Pengujian dengan Model 10 CNN.....	81
4.8.11	Hasil Pengujian dengan Model 11 CNN.....	82
4.8.12	Hasil Pengujian dengan Model 12 CNN.....	84
4.8.13	Hasil Pengujian dengan Model 13 CNN.....	86
4.8.14	Hasil Pengujian dengan Model 14 CNN.....	88
4.8.15	Hasil Pengujian dengan Model 15 CNN.....	89
4.8.16	Hasil Pengujian dengan Model 16 CNN.....	91
4.8.17	Hasil Pengujian dengan Model 17 CNN.....	93
4.8.18	Hasil Pengujian dengan Model 18 CNN.....	94
4.9	Hasil Pengujian Sinyal dengan CNN - LSTM Tanpa Segmentasi .....	96
4.9.1	Hasil Pengujian dengan Model CNN – LSTM Tanpa Segmentasi.	96
4.10	Analisis .....	98

<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>99</b>
5.1 Kesimpulan.....	99
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>100</b>

## DAFTAR GAMBAR

	<b>Halaman</b>
<b>Gambar 1. 1</b> Morfologi Sinyal Jantung .....	6
<b>Gambar 3. 1</b> Kerangka Kerja (Metodologi Penelitian).....	14
<b>Gambar 3. 2</b> Sinyal Mentah PTB-XL.....	16
<b>Gambar 3. 3</b> Diagram Alir Pra-Pengolahan.....	16
<b>Gambar 4. 1</b> (a) Sebelum DWT dan (b) Sesudah DWT.....	24
<b>Gambar 4. 2</b> (a) Sebelum Normalisasi dan (b) Sesudah Normalisasi .....	25
<b>Gambar 4. 3</b> Proses Segmentasi Sinyal .....	26
<b>Gambar 4. 4</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 1 - Model 13 CNN - LSTM .....	28
<b>Gambar 4. 5</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 14 CNN - LSTM .....	30
<b>Gambar 4. 6</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 15 CNN - LSTM .....	31
<b>Gambar 4. 7</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 16 CNN - LSTM .....	32
<b>Gambar 4. 8</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 17 CNN - LSTM .....	34
<b>Gambar 4. 9</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 18 CNN - LSTM .....	35
<b>Gambar 4. 10</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 19 CNN - LSTM .....	36
<b>Gambar 4. 11</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 20 CNN - LSTM .....	38
<b>Gambar 4. 12</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 21 CNN - LSTM.....	39
<b>Gambar 4. 13</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 22 CNN - LSTM .....	40
<b>Gambar 4. 14</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 23 CNN - LSTM .....	42
<b>Gambar 4. 15</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 24 CNN - LSTM .....	43
<b>Gambar 4. 16</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 25 CNN - LSTM .....	44
<b>Gambar 4. 17</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 26 CNN - LSTM .....	46
<b>Gambar 4. 18</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 27 CNN - LSTM .....	47
<b>Gambar 4. 19</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 28 CNN - LSTM .....	48
<b>Gambar 4. 20</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 29 CNN - LSTM .....	50
<b>Gambar 4. 21</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 30 CNN - LSTM .....	51
<b>Gambar 4. 22</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 31 CNN - LSTM .....	52
<b>Gambar 4. 23</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 32 CNN - LSTM .....	54
<b>Gambar 4. 24</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 33 CNN - LSTM .....	55
<b>Gambar 4. 25</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 34 CNN - LSTM .....	56
<b>Gambar 4. 26</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 35 CNN - LSTM .....	58

<b>Gambar 4. 27</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 36 CNN - LSTM .....	59
<b>Gambar 4. 28</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 37 CNN - LSTM .....	60
<b>Gambar 4. 29</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 38 CNN - LSTM .....	62
<b>Gambar 4. 30</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 39 CNN - LSTM .....	63
<b>Gambar 4. 31</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 1 CNN .....	65
<b>Gambar 4. 32</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 2 CNN .....	67
<b>Gambar 4. 33</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 3 CNN .....	69
<b>Gambar 4. 34</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 4 CNN .....	71
<b>Gambar 4. 35</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 5 CNN .....	73
<b>Gambar 4. 36</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 6 CNN .....	74
<b>Gambar 4. 37</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 7 CNN .....	76
<b>Gambar 4. 38</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 8 CNN .....	78
<b>Gambar 4. 39</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 9 CNN .....	79
<b>Gambar 4. 40</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 10 CNN .....	81
<b>Gambar 4. 41</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 11 CNN .....	83
<b>Gambar 4. 42</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 12 CNN .....	85
<b>Gambar 4. 43</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 13 CNN .....	86
<b>Gambar 4. 44</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 14 CNN .....	88
<b>Gambar 4. 45</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 15 CNN .....	90
<b>Gambar 4. 46</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 16 CNN .....	91
<b>Gambar 4. 47</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 17 CNN .....	93
<b>Gambar 4. 48</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 18 CNN .....	95
<b>Gambar 4. 49</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model CNN - LSTM Tanpa Segmentasi .....	97



## DAFTAR TABEL

	<b>Halaman</b>
<b>Tabel 2. 1</b> <i>Confusion Matrix</i> .....	11
<b>Tabel 3. 1</b> Deskripsi Dataset.....	15
<b>Tabel 3. 2</b> Hasil Perhitungan Nilai SNR .....	17
<b>Tabel 3. 3</b> Konfigurasi Parameter Model .....	20
<b>Tabel 4. 1</b> Hasil Performa Model .....	26
<b>Tabel 4. 2</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 1 - Model 13 CNN - LSTM .....	29
<b>Tabel 4. 3</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 1 - Model 13 CNN - LSTM.....	29
<b>Tabel 4. 4</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 14 CNN - LSTM.....	30
<b>Tabel 4. 5</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 14 CNN - LSTM .....	30
<b>Tabel 4. 6</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 15 CNN - LSTM.....	31
<b>Tabel 4. 7</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 15 CNN - LSTM .....	32
<b>Tabel 4. 8</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 16 CNN - LSTM.....	33
<b>Tabel 4. 9</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 16 CNN - LSTM .....	33
<b>Tabel 4. 10</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 17 CNN - LSTM.....	34
<b>Tabel 4. 11</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 17 CNN - LSTM .....	34
<b>Tabel 4. 12</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 18 CNN - LSTM.....	35
<b>Tabel 4. 13</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 18 CNN - LSTM .....	36
<b>Tabel 4. 14</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 19 CNN - LSTM.....	37
<b>Tabel 4. 15</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 19 CNN - LSTM .....	37
<b>Tabel 4. 16</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 20 CNN - LSTM.....	38
<b>Tabel 4. 17</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 20 CNN - LSTM .....	38

<b>Tabel 4. 18</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 21 CNN - LSTM.....	39
<b>Tabel 4. 19</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 20 CNN - LSTM .....	40
<b>Tabel 4. 20</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 22 CNN - LSTM.....	41
<b>Tabel 4. 21</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 22 CNN - LSTM .....	41
<b>Tabel 4. 22</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 23 CNN - LSTM.....	42
<b>Tabel 4. 23</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 23 CNN - LSTM .....	42
<b>Tabel 4. 24</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 24 CNN - LSTM.....	43
<b>Tabel 4. 25</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 24 CNN - LSTM .....	44
<b>Tabel 4. 26</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 25 CNN - LSTM.....	45
<b>Tabel 4. 27</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 25 CNN - LSTM .....	45
<b>Tabel 4. 28</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 26 CNN - LSTM.....	46
<b>Tabel 4. 29</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 26 CNN - LSTM .....	46
<b>Tabel 4. 30</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 27 CNN - LSTM.....	47
<b>Tabel 4. 31</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 27 CNN - LSTM .....	48
<b>Tabel 4. 32</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 28 CNN - LSTM.....	49
<b>Tabel 4. 33</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 28 CNN - LSTM .....	49
<b>Tabel 4. 34</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 29 CNN - LSTM.....	50
<b>Tabel 4. 35</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 29 CNN - LSTM .....	50
<b>Tabel 4. 36</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 30 CNN - LSTM.....	51
<b>Tabel 4. 37</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 30 CNN - LSTM .....	52
<b>Tabel 4. 38</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 31 CNN - LSTM.....	53

<b>Tabel 4. 39</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 30 CNN - LSTM .....	53
<b>Tabel 4. 40</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 32 CNN - LSTM.....	54
<b>Tabel 4. 41</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 32 CNN - LSTM .....	54
<b>Tabel 4. 42</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 33 CNN - LSTM.....	55
<b>Tabel 4. 43</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 33 CNN - LSTM .....	56
<b>Tabel 4. 44</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 34 CNN - LSTM.....	57
<b>Tabel 4. 45</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 34 CNN - LSTM .....	57
<b>Tabel 4. 46</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 35 CNN - LSTM.....	58
<b>Tabel 4. 47</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 35 CNN - LSTM .....	58
<b>Tabel 4. 48</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 36 CNN - LSTM.....	59
<b>Tabel 4. 49</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 36 CNN - LSTM .....	60
<b>Tabel 4. 50</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 37 CNN - LSTM.....	61
<b>Tabel 4. 51</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 37 CNN - LSTM .....	61
<b>Tabel 4. 52</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 38 CNN - LSTM.....	62
<b>Tabel 4. 53</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 38 CNN - LSTM .....	62
<b>Tabel 4. 54</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 39 CNN - LSTM.....	63
<b>Tabel 4. 55</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 39 CNN - LSTM .....	64
<b>Tabel 4. 56</b> Hasil Performa Model .....	64
<b>Tabel 4. 57</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 1 CNN.....	66
<b>Tabel 4. 58</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 1 CNN .....	66
<b>Tabel 4. 59</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 2 CNN.....	67
<b>Tabel 4. 60</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 2 CNN .....	68
<b>Tabel 4. 61</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 3 CNN.....	69

<b>Tabel 4. 62</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 3 CNN .....	70
<b>Tabel 4. 63</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 4 CNN .....	71
<b>Tabel 4. 64</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 4 CNN .....	72
<b>Tabel 4. 65</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 5 CNN .....	73
<b>Tabel 4. 66</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 5 CNN .....	73
<b>Tabel 4. 67</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 6 CNN .....	74
<b>Tabel 4. 68</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 6 CNN .....	75
<b>Tabel 4. 69</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 7 CNN .....	76
<b>Tabel 4. 70</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 7 CNN .....	77
<b>Tabel 4. 71</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 8 CNN .....	78
<b>Tabel 4. 72</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 8 CNN .....	79
<b>Tabel 4. 73</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 9 CNN .....	80
<b>Tabel 4. 74</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 9 CNN .....	80
<b>Tabel 4. 75</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 10 CNN .....	81
<b>Tabel 4. 76</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 10 CNN .....	82
<b>Tabel 4. 77</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 11 CNN .....	83
<b>Tabel 4. 78</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 11 CNN .....	84
<b>Tabel 4. 79</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 12 CNN .....	85
<b>Tabel 4. 80</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 12 CNN .....	85
<b>Tabel 4. 81</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 13 CNN .....	86
<b>Tabel 4. 82</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 13 CNN .....	87
<b>Tabel 4. 83</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 14 CNN .....	88
<b>Tabel 4. 84</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 14 CNN .....	89
<b>Tabel 4. 85</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 15 CNN .....	90
<b>Tabel 4. 86</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 15 CNN .....	91
<b>Tabel 4. 87</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 16 CNN .....	92
<b>Tabel 4. 88</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 16 CNN .....	92
<b>Tabel 4. 89</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 17 CNN .....	93
<b>Tabel 4. 90</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 17 CNN .....	94
<b>Tabel 4. 91</b>	Matriks Konfusi dari Data Pengujian Model 18 CNN .....	95
<b>Tabel 4. 92</b>	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 18 CNN .....	96

<b>Tabel 4. 93</b> Matriks Konfusi dari Data Pengujian CNN - LSTM Tanpa Segmentasi .....	97
<b>Tabel 4. 94</b> Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN – LSTM tanpa segmentasi .....	97

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

*Signal Processing* adalah suatu proses yang melibatkan pengolahan, analisis, dan interpretasi sinyal yang dikumpulkan dari berbagai sumber. Sinyal tersebut bisa berupa sinyal analog maupun sinyal digital, yang berisi data kontinu atau diskret yang merepresentasikan informasi atau fenomena yang terjadi dalam dunia nyata. *Biomedic signal processing* merupakan aplikasi khusus dari *signal processing* yang berkaitan dengan pengolahan dan analisis sinyal dalam bidang biomedis atau kesehatan. Pemrosesan ini meliputi manipulasi, analisis, dan interpretasi terhadap sinyal fisiologis yang diperoleh dari organisme hidup, seperti sinyal yang berasal dari aktivitas saraf, jantung, otak atau organ lainnya.

Elektrokardiogram (EKG) adalah pemeriksaan yang dilakukan dengan cara merekam aktivitas listrik yang menstimulasi kontraksi otot jantung, agar mendapat gambaran fungsi jantung [1]. Hal ini bisa kita dapat lihat pada perubahan nilai tegangan, arus, atau keduanya dapat diamati baik secara instan maupun dalam periode tertentu yang akan mendeteksi dan menganalisa pola morfologi sinyal EKG, baik keadaan normal maupun abnormal [2].

Satu sinyal EKG terdiri dari beberapa denyut dan masing-masing denyut EKG mengandung gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T.[3] Satu siklus jantung dipresentasikan dalam gelombang P sebagai depolarisasi atrium, gelombang QRS sebagai depolarisasi ventrikel, dan gelombang T dan gelombang U sebagai repolarisasi ventrikel [1].

Salah satu cara pendekatan untuk melakukan klasifikasi adalah melalui penerapan *Machine Learning*. Namun, ada batasan atau kelemahan pada metode ini, yaitu seluruh fitur harus diekstraksi atau didefinisikan secara manual. Untuk mengatasi kendala tersebut, dapat digunakan pendekatan *Deep Learning*. [4]. Salah satu metode *deep learning* adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN sendiri terdiri dari dua komponen, yaitu fitur pengenalan dan *multi-layer perceptron* (MPL). [5] Pada tahap pemrosesan citra digunakan metode *Invariants Mommment*

dan proses klasifikasi menggunakan CNN [6]. Data set yang digunakan *Physikalisch-Technische Bundesanstalt-XL* (PTB-XL) adalah kumpulan data EKG klinis dengan ukuran yang belum pernah ada sebelumnya, dengan ukuran data yang bahkan jumlahnya ribuan, ratusan maupun jutaan data.

Dari penjelasan sebelumnya, Tugas Akhir ini akan mengulas tentang pengklasifikasian atau pengelompokan penyakit jantung berdasarkan kelas-kelasnya, dengan judul yang telah ditentukan “Klasifikasi Penyakit Jantung Berbasis *Convolutional Neural Network* Menggunakan Basis *Data the Physikalisch-Technische Bundesanstalt-XL* (PTB-XL)”.

## 1.2 Rumusan Masalah

Perumusan masalah dari penulisan Tugas Akhir ini berdasarkan latar tersebut adalah Penelitian ini akan membahas pengklasifikasian penyakit jantung menggunakan metode CNN berbasis data PTB-XL, yang mana data PTB-XL ada ribuan bahkan jutaan data. Selain itu, pengklasifikasiannya dapat menghasilkan performa model evaluasi yang baik dan sempurna.

## 1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Penelitian ini menggunakan Dataset PTB-XL.
2. Bagian yang akan diteliti adalah gelombang EKG 12 sadapan dari tiap rekaman data sinyal yang digunakan untuk mengklasifikasi data EKG.
3. Penelitian ini merupakan simulasi program dengan menggunakan Bahasa pemrograman *Python*.
4. *Output* yang dihasilkan hanya berupa nilai akurasi yang digunakan sebagai parameter untuk mengevaluasi sejauh mana tingkat kesesuaian hasil klasifikasi dengan label.

## 1.4 Tujuan

Tujuan yang akan dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Membangun model untuk mengklasifikasi penyakit jantung dengan melihat sinyal EKG menggunakan metode CNN dengan dataset PTB-XL.

2. Membandingkan dan Menghasilkan *training* yang *optimal*.

### 1.5 Manfaat

Manfaat pada Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Mendapatkan model *Deep Learning* untuk merekognisi dan mengklasifikasi kelas penyakit jantung secara optimal berdasarkan sinyal gelombang EKG 12 sadapan.
2. Memperoleh hasil klasifikasi dari input sinyal elektrodardiogram yang sesuai kelasnya.

### 1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika yang akan digunakan dalam penulisan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut :

#### BAB I PENDAHULUAN

Bab pertama akan memaparkan tentang latar belakang, tujuan penelitian, batasan masalah penelitian, rumusan masalah, serta bentuk sistematika penelitian.

#### BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab kedua akan menjelaskan tentang teori-teori dasar yang akan menjadi landasan dari penelitian ini. Dasar teori yang akan dibahas pada bab ini adalah literatur mengenai sinyal EKG dan *Deep Learning*,

#### BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ketiga akan menjelaskan proses serta rangkaian kegiatan dalam penelitian. Penelitian akan dimulai dari awal yaitu persiapan data, Preprocessing, Pembagian data uji dan data latih, klasifikasi, model evaluasi dan menghasilkan model terbaik.



#### BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Bab keempat akan memaparkan hasil pengujian yang diperoleh dan menjelaskan analisa terhadap hasil dari penelitian yang telah dicapai meliputi kelebihan dan kekurangan dari penelitian yang telah dilakukan.

#### BAB V KESIMPULAN

Bab kelima akan menampung semua simpulan yang dapat disimpulkan dari hasil keseluruhan penelitian dan analisa terhadap penelitian yang telah dilakukan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. (K) Dr. Meity Ardiana., dr., *BUKU AJAR BELAJAR CEPAT EKG*. Airlangga University Press, 2021.
- [2] A. Nazmah, *Cara Praktis & Sistematis Belajar Membaca EKG*. Google Books, 2013.
- [3] S. H. Jambukia, V. K. Dabhi, and H. B. Prajapati, “Classification of ECG signals using machine learning techniques: A survey,” *Conf. Proceeding - 2015 Int. Conf. Adv. Comput. Eng. Appl. ICACEA 2015*, no. December, pp. 714–721, 2015, doi: 10.1109/ICACEA.2015.7164783.
- [4] A. Peimankar and S. Puthusserypady, “DENS-ECG: A deep learning approach for ECG signal delineation,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 165, no. July 2020, p. 113911, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113911.
- [5] U. R. Acharya, H. Fujita, O. S. Lih, M. Adam, J. H. Tan, and C. K. Chua, “Automated detection of coronary artery disease using different durations of ECG segments with convolutional neural network,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 132, pp. 62–71, 2017, doi: 10.1016/j.knosys.2017.06.003.
- [6] H. M. Manurung, “Klasifikasi Sindrome Jantung Koroner dari Citra EKG Menggunakan Convolutional Neural Network,” 2020, [Online]. Available: <https://repositori.usu.ac.id/handle/123456789/26076>.
- [7] D. Irawan, Bambang, Sationo, Yuli Budi, *Elektrokardiografi: Konsep Dasar dan Praktik Klinik*. Google Books, 2018.
- [8] R. AMITA PUTRI, J. Yuda Mindara, and S. Suryaningsih, “Rancang Bangun Wireless Elektrokardiogram (Ekg),” *J. Ilmu dan Inov. Fis.*, vol. 1, no. 1, pp. 58–64, 2017, doi: 10.24198/jiif.v1n1.8.
- [9] Y. V. Saragih, A. W. Widodo, and M. A. Rahman, *PEMILIHAN FITUR BERBASIS WAVELET UNTUK KLASIFIKASI memperoleh gelar Sarjana Komputer*. 2018.

- [10] K. Palczy and S. Smigiel, "ECG Signal Classification Using Deep Learning Techniques Based on the PTB-XL Dataset \_ Enhanced Reader.pdf," pp. 1–20, 2021.
- [11] A. R. Hakim, "Analisa Perbandingan Watermarking Image Menggunakan Discrete Wavelet Transform," vol. 6, no. 6, p. 64, 2012.
- [12] Risnasari M., "Penekanan Noise Pada Sinyal Ekg Menggunakan Transformasi Wavelet," *Edutic - Sci. J. Informatics Educ.*, vol. 1, no, 2015.
- [13] Xu, "Wavelet Transform Domain Filters: A Spatially Selective Noise Filtration Technique," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 3, no, pp. 747–758, 1994.
- [14] Wahyudi Setiawan, *Deep Learning menggunakan Convolutional Neural Network*. Media Nusa Creative (MNC Publishing), 2021.
- [15] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network ( Cnn ) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [16] R. M. A. Eko Cahyono Putro, *TUTORIAL GENDER CLASSIFICATION USING THE YOU LOOK ONLY ONCE (YOLO)*. .
- [17] B. S. Purwowiyoto, "Elaktrokardiologi, EKG-6 Plus, Buku Ajar untuk Teknisi Kardiovaskular: Dispersi Mikrovoltase (DM), Variabilitas Detak Jantung (HRV), Mikroalternasi Glb. T (mTWA)," 2020.
- [18] A. Farhah, A. L. Prasasti, and M. W. Paryasto, "Implementasi Recurrent Neural Network dalam Memprediksi Kepadatan Restoran Berbasis LSTM," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 524, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2916.
- [19] P. Venugopal and T. Vigneswaran, "State-of-health estimation of Li-ion batteries in electric vehicle using InDRNN under variable load condition."
- [20] M. Alfin Jimly Asshiddiqie, B. Rahmat, and F. Tri Anggraeny, *Menggunakan Metode Convolutional Neural Network*, vol. 1, no. 1. 2020.

- [21] P. Wagner *et al.*, “PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset,” *Sci. Data*, vol. 7, no. 1, pp. 1–15, 2020, doi: 10.1038/s41597-020-0495-6.
- [22] U. B. Baloglu, M. Talo, O. Yildirim, R. S. Tan, and U. R. Acharya, “Classification of myocardial infarction with multi-lead ECG signals and deep CNN,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 122, pp. 23–30, 2019, doi: 10.1016/j.patrec.2019.02.016.
- [23] D. Singh and B. Singh, “Investigating the impact of data normalization on classification performance,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 97, no. xxxx, p. 105524, 2020, doi: 10.1016/j.asoc.2019.105524.