

**KLASIFIKASI GANGGUAN IRAMA JANTUNG
ARITMIA MENGGUNAKAN METODE
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK 1-DIMENSI**

SKRIPSI

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



OLEH :

NADHYA HASSNI

09011381722090

JURUSAN SISTEM KOMPUTER

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSIAS SRIWIJAYA

2022

LEMBAR PENGESAHAN

**KLASIFIKASI GANGGUAN IRAMA JANTUNG ARITMIA
MENGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK 1-DIMENSI**

SKRIPSI

**Program Studi Sistem Komputer
Jenjang S1**

Oleh

**NADHYA HASSNI
09011381722090**

Indralaya, Januari 2022

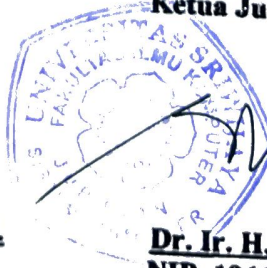
Mengetahui,

Pembimbing Skripsi

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.
NIP. 19690802 1994012001



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.
NIP. 196612032006041001

HALAMAN PERSETUJUAN

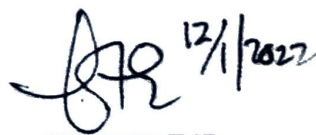
Telah diuji dan lulus pada:

Hari : Rabu

Tanggal : 24 November 2021

Tim Penguji :

1. Ketua : Dr. Ir. Bambang Tutuko, M.T.



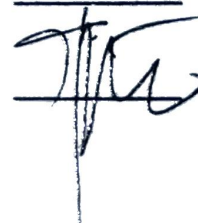
2. Sekretaris : Rendyansyah. S.Kom., M.T.



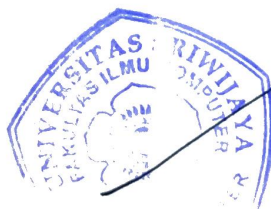
3. Penguji : Rossi Passarella, M.Eng



4. Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.



Mengetahui, 14/1/22
Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi M.T.

NIP. 196612032006041001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Nadhya Hassni

NIM : 09011381722090

Judul : Klasifikasi Gangguan Irama Jantung Aritmia Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network 1-Dimensi*

Hasil Pengecekan Software *iThenticate/Turnitin* : 2%

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 tidak dipaksakan.



Palembang, Januari 2022



Nadhya Hassni

09011381722090

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Puji syukur penulis haturkan atas kehadiran Allah SWT yang telah memberikan karunia dan rahmat-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Skripsi ini yang berjudul **“Klasifikasi Gangguan Irama Jantung Aritmia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network 1-Dimensi”**.

Dalam laporan ini penulis menjelaskan mengenai menjelaskan mengenai klasifikasi gangguan irama jantung disertai dengan data-data yang diperoleh penulis saat melakukan pengujian. Penulis berharap agar tulisan ini dapat bermanfaat bagi orang banyak dan menjadi bahan bacaan bagi yang tertarik untuk meneliti dalam bidang medis untuk diagnosa penyakit jantung.

Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada beberapa pihak atas ide, saran, dan nasihat yang membantu penulis dalam menyelesaikan penulisan Skripsi ini. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan rasa syukur kepada Allah SWT dan terimakasih kepada yang terhormat :

1. Kedua Orang tua yang sangat saya sayangi, yang telah membesarkan dan mendidik saya dengan kasih sayang dan selalu memberikan semangat dan motivasi dalam hidup penulis. Saudara saudari saya Bima Putra Yudi dan Felicia Hayu Farzana yang sudah memberikan dukungan moril kepada saya untuk mengerjakan laporan tugas akhir ini.
2. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd., M.T., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
3. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T. , selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah berkenan meluangkan waktunya guna membimbing, memberikan

saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

5. Bapak Firdaus, M. Kom. selaku Pembimbing Akademik di Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
6. Kak Muhammad Naufal dan Mbak Annisa Darmawahyuni yang selalu memberikan bantuan dan saran untuk penulis.
7. M. Divo Trinanda, Abdi Bimantara, Taufiq Qurahman, Nurfaizah Al-Adabiyah, dan Tri agung Hermawan sebagai teman terbaik yang selalu memberikan semangat dan support bagi penulis.
8. Teman – teman SK17 Bukit.
9. Teman-teman dan kakak-kakak Intelligent Systems Research Group (ISYSRG) yang menjadi teman berdiskusi dalam tugas akhir penulis.
10. Teman-teman Seperjuangan Sistem Komputer Angkatan 2017 serta pihak-pihak yang terlibat dalam membuat Tugas Akhir ini yang tidak dapat disebutkan satu-persatu.
11. Almamater.

Penulis menyadari dalam penyusunan Skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan, karenanya penulis mengharapkan kritik dan saran untuk perbaikan. Semoga Skripsi ini dapat bermanfaat bagi siapa saja yang membacanya.

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

Palembang, Januari 2022

Penulis,



Nadhya Hassni
NIM. 09011381722090

CLASSIFICATION OF HEART RHYTHM DISORDERS USING 1-DIMENSIONAL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK METHOD

NADHYA HASSNI (09011381722090)

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

Email : nadhyahassni@gmail.com

ABSTRACT

Arrhythmias are considered to be the most frequently observed cases of cardiac abnormalities. Cardiac abnormalities such as arrhythmias affecting the electrical activity of the heart can be detected using an analysis of the ECG waveform that differs from the normal ECG waveform. Classification of ECG Arrhythmias automatically using deep learning can help doctors because of human errors in manually annotating ECG signals. 1 Dimensional CNN is commonly used to solve difficult image-based pattern recognition but with a simple and precise architecture. CNN 1 Dimensions has a very good performance with data processing related to image data, computer vision. In this study, the classification scenario carried out is on the 1 Dimensional CNN model with optimized parameter values including epoch, batch size, and learning rate resulting in a total of 22 models. Based on 22 tested models, the best classification model with parameter values of 64 batch size, 0.001 learning rate, and 200 epochs. The CNN 1 Dimension model has the highest evaluation results in the classification of arrhythmic heart rhythm disturbance signals with sensitivity, precision, accuracy and F1 values of 99.4%, 95%, 99% and 99.69%.

Keywords : *Cardiac Arrhythmic Disorders, Electrocardiogram, Classification, Convolutional Neural , Grid Search*

KLASIFIKASI GANGGUAN IRAMA JANTUNG ARITMIA MENGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK 1-DIMENSI*

NADHYA HASSNI (09011381722090)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : nadhyahassni@gmail.com

ABSTRAK

Aritmia dianggap sebagai kasus yang paling banyak diamati dalam kasus kelainan jantung. Kelainan jantung seperti aritmia mempengaruhi kelistrikan aktifitas jantung yang dapat di deteksi dengan menggunakan analisis dari bentuk gelombang EKG yang berbeda dari gelombang EKG normal. Klasifikasi terhadap sinyal EKG Gangguan Irama Jantung Aritmia secara otomatis menggunakan *deep learning* dapat membantu para dokter karena adanya *human errors* pada anotasi sinyal EKG secara manual. CNN 1 Dimensi biasa digunakan untuk menyelesaikan pengenalan pola berbasis gambar yang sulit namun dengan arsitektur yang sederhana dan tepat. CNN 1 Dimensi dimensi memiliki kinerja yang sangat baik dengan pengolahan data yang berhubungan dengan data gambar, computer vision. Pada penelitian ini, skenario klasifikasi yang dilakukan yaitu terhadap model CNN 1 Dimensi dengan nilai parameter yang dioptimasi meliputi *epoch*, *batch size*, dan *learning rate* menghasilkan total 22 model. Berdasarkan 22 model yang diuji coba, model klasifikasi terbaik dengan nilai parameter 64 *batch size*, 0.001 *learning rate*, dan 200 *epoch*. Model CNN 1 Dimensi tersebut memiliki hasil evaluasi tertinggi pada klasifikasi sinyal gangguan irama jantung artimia dengan nilai sensitivitas, presisi, akurasi dan F1 sebesar 99.4%, 95%, 99% dan 99.69%.

Kata Kunci : Gangguan Jantung Aritmia, Elektrokardiogram, Klasifikasi, *Convolutional Neural*.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRACT	vii
ABSTRAK	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xvi
BAB I	1
PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Tujuan	3
1.3. Perumusan Masalah	3
1.4. Batasan Masalah	3
1.5. Metodologi Penelitian	4
1.5.1. Tahap Pertama (Persiapan Data)	4
1.5.2. Tahap Kedua (Pra Pengolahan Data)	4
1.5.3. Tahap Ketiga (Klasifikasi)	4
1.5.4. Tahap Keempat (Analisis dan Kesimpulan)	4
1.6. Sistematika Penelitian	5
BAB II	6
TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1. Elektrokardiogram	6
2.2. Aritmia	7
2.3. Transformasi Wavelet	8
2.3.1. Transformasi <i>Wavelet</i> Kontinu	8

2.3.2.	Transformasi Wavelet Diskrit.....	9
2.4.	Deep Learning.....	10
2.5.	Convolutional Neural Network	10
BAB III.....		15
METODOLOGI PENELITIAN		15
3.1.	Pendahuluan.....	15
3.2.	Kerangka Penelitian	15
3.3.	Persiapan Data.....	17
3.4.	Pra Pengolahan Data	24
3.4.1.	Pengurangan Derau atau Denoising.....	24
3.4.2.	Normalisasi	28
3.4.3.	Segmentasi Sinyal	31
3.5.	Pembagian Data Pelatihan dan Pengujian.....	38
3.6.	Klasifikasi	39
3.7.	Validasi Performa Model	40
3.7.1.	Akurasi	41
3.7.2.	Presisi.....	41
3.7.3.	Sensitivitas	41
3.7.4.	Spesifitas	42
3.7.5.	F1 Score	42
3.7.6.	Error	42
BAB IV.....		43
HASIL DAN ANALISIS		43
4.1.	Pendahuluan.....	43
4.2.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Menggunakan CNN 1 Dimensi.....	43
4.2.1.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 kelas dengan Model 1 CNN 1 Dimensi	46
4.2.2.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 2 CNN 1 Dimensi	50
4.2.3.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 3 CNN 1 Dimensi	53
4.2.4.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 4 CNN 1 Dimensi	56
4.2.5.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 5 CNN 1 Dimensi	59

4.2.6.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 6 CNN 1 Dimensi	62
4.2.7.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 7 CNN 1 Dimensi	65
4.2.8.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 8 CNN 1 Dimensi	68
4.2.9.	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 9 CNN 1 Dimensi	71
4.2.10.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 10 CNN 1 Dimensi	74
4.2.11.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 11 CNN 1 Dimensi	77
4.2.12.	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 12 CNN 1 Dimensi	80
4.2.13.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 13 CNN 1 Dimensi	83
4.2.14.	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 14 CNN 1 Dimensi	86
4.2.15.	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 15 CNN 1 Dimensi	89
4.2.16.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 16 CNN 1 Dimensi	92
4.2.17.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 17 CNN 1 Dimensi	95
4.2.18.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 18 CNN 1 Dimensi	98
4.2.19.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 19 CNN 1 Dimensi	101
4.2.20.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 20 CNN 1 Dimensi	104
4.2.21.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 21 CNN 1 Dimensi	107
4.2.22.	Hasil Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan Model 22 CNN 1 Dimensi	110
4.3.	Pengujian Sinyal 5 kelas dengan Model Terbaik CNN 1 Dimensi	113
4.4.	Pengujian Model Klasifikasi dengan Data <i>Unseen</i>	116
BAB V		118
KESIMPULAN		118
5.1.	Pendahuluan	118
5.2.	Kesimpulan	118
5.3.	Tahapan Penelitian Selanjutnya	119
Daftar Pustaka		120

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Sinyal Elektrokardiogram [18]	7
Gambar 2. 2 Arsitektur CNN 1 Dimensi [31].....	11
Gambar 3. 1 Kerangka Kerja Penelitian	16
Gambar 3. 2 Program untuk membuka data base	18
Gambar 3. 3 Program Pengambilan Data Perkelas	18
Gambar 3. 4 Plot sinyal B 23 detik	23
Gambar 3. 5 Plot sinyal B 7 detik	23
Gambar 3. 6 Hasil perbandingan sinyal 23 detik dan 7 detik	23
Gambar 3. 7 Diagram Alir Pra Pengolahan Data.....	24
Gambar 3. 8 Perbandingan Sinyal Normal Rhythm sebelum dan sesudah DWT	26
Gambar 3. 9 Perbandingan Sinyal Ventricular Trigeminy sebelum dan sesudah DWT	26
Gambar 3. 10 Perbandingan Sinyal Paced Rhythm sebelum dan sesudah DWT	27
Gambar 3. 11 Perbandingan Sinyal Atrial Vibration sebelum dan sesudah DWT	27
Gambar 3. 12 Perbandingan Sinyal Ventricular Trigemini sebelum dan sesudah DWT	28
Gambar 3. 13 Perbandingan Sinyal Normal Sinus Rhythm sebelum dan sesudah Normalisasi	29
Gambar 3. 14 Perbandingan Sinyal Ventricular Bigeminy sebelum dan sesudah Normalisasi	30
Gambar 3. 15 Perbandingan Sinyal Paced Rhythm sebelum dan sesudah Normalisasi	30
Gambar 3. 16 Perbandingan Sinyal Atrial Fibration sebelum dan sesudah Normalisasi	31
Gambar 3. 17 Perbandingan Sinyal Ventricular Trigemini sebelum dan sesudah Normalisasi	31
Gambar 3. 18 Pemotongan Sinyal Normal 1 - 7 Detik	33
Gambar 3. 19 Pemotongan Sinyal Ventrikular Tigeminy 1 - 7 Detik.....	34
Gambar 3. 20 Pemotongan Sinyal Ventrikular Bigeminy 1 - 7 Detik	35
Gambar 3. 21 Pemotongan Sinyal Atrial Fibration 1 - 7 Detik	37
Gambar 3. 22 Pemotongan Sinyal Paced Rhythm 1 - 7 Detik	38
Gambar 4. 1 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 1 CNN 1 Dimensi.....	47

Gambar 4. 2 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 1 Dimensi 2 Kelas.....	49
Gambar 4. 3 Kurva P- R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 1 Dimensi 2 Kelas.....	49
Gambar 4. 4 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 2 CNN 1 Dimensi.....	50
Gambar 4. 5 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 2 CNN 1 Dimensi 2 Kelas.....	52
Gambar 4. 6 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 2 CNN 1 Dimensi 2 Kelas.....	52
Gambar 4. 7 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 1 CNN 1 Dimensi.....	53
Gambar 4. 8 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 3 CNN 1 Dimensi 2 Kelas.....	55
Gambar 4. 9 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 3 CNN 1 Dimensi 2 Kelas.....	55
Gambar 4. 10 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 4 CNN 1 Dimensi.....	56
Gambar 4. 11 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 4 CNN 1 Dimensi 2 Kelas.....	58
Gambar 4. 12 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 4 CNN 1 Dimensi 2 Kelas.....	58
Gambar 4. 13 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 5 CNN 1 Dimensi.....	59
Gambar 4. 14 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 5 Dimensi 2 Kelas.....	61
Gambar 4. 15 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 5 Dimensi 2 Kelas.....	61
Gambar 4. 16 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 6 CNN 1 Dimensi.....	62
Gambar 4. 17 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 6 Dimensi 2 Kelas.....	64
Gambar 4. 18 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 6 Dimensi 2 Kelas.....	64
Gambar 4. 19 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 6 CNN 1 Dimensi.....	65
Gambar 4. 20 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 7 Dimensi 2 Kelas.....	67
Gambar 4. 21 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 7 Dimensi 2 Kelas.....	67
Gambar 4. 22 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 8 CNN 1 Dimensi.....	68
Gambar 4. 23 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 8 Dimensi 2 Kelas.....	70
Gambar 4. 24 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 8 Dimensi 2 Kelas.....	70

Gambar 4. 25 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 9 CNN 1 Dimensi.....	71
Gambar 4. 26 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 9 Dimensi 2 Kelas.....	73
Gambar 4. 27 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 9 Dimensi 2 Kelas.....	73
Gambar 4. 28 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 10 CNN 1 Dimensi	74
Gambar 4. 29 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 10 Dimensi 2 Kelas....	76
Gambar 4. 30 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 10 Dimensi 2 Kelas.....	76
Gambar 4. 31 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 11 CNN 1 Dimensi	77
Gambar 4. 32 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 11 Dimensi 2 Kelas....	79
Gambar 4. 33 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 11 Dimensi 2 Kelas.....	79
Gambar 4. 34 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 12 CNN 1 Dimensi	80
Gambar 4. 35 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 12 Dimensi 2 Kelas....	82
Gambar 4. 36 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 12 Dimensi 2 Kelas.....	82
Gambar 4. 37 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 13 CNN 1 Dimensi	83
Gambar 4. 38 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 13 CNN 7 Dimensi 2 Kelas....	85
Gambar 4. 39 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 13 CNN 7 Dimensi 2 Kelas.....	85
Gambar 4. 40 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 14 CNN 1 Dimensi	86
Gambar 4. 41 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 14 Dimensi 2 Kelas....	88
Gambar 4. 42 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 14 Dimensi 2 Kelas.....	88
Gambar 4. 43 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 15 CNN 1 Dimensi	89
Gambar 4. 44 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 15 Dimensi 2 Kelas....	91
Gambar 4. 45 Kurva P-R Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 15 Dimensi 2 Kelas.....	91
Gambar 4. 46 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 16 CNN 1 Dimensi	92
Gambar 4. 47 Kurva ROC Pada Pada data Pengujian Model 1 CNN 16 Dimensi 2 Kelas....	94

Gambar 4. 48 Kurva P-R Pada data Pengujian Model 1 CNN 16 Dimensi 2 Kelas.....	94
Gambar 4. 49 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 17 CNN 1 Dimensi	95
Gambar 4. 50 Kurva ROC Pada data Pengujian Model 1 CNN 17 Dimensi 2 Kelas....	97
Gambar 4. 51 Kurva ROC Pada data Pengujian Model 1 CNN 17 Dimensi 2 Kelas....	97
Gambar 4. 52 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 1 CNN 1 Dimensi.....	98
Gambar 4. 53 Kurva ROC Pada data Pengujian Model 1 CNN 18 Dimensi 2 Kelas..	100
Gambar 4. 54 Kurva P-R Pada data Pengujian Model 1 CNN 18 Dimensi 2 Kelas....	100
Gambar 4. 55 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 1 CNN 1 Dimensi.....	101
Gambar 4. 56 Kurva ROC Pada data Pengujian Model 1 CNN 19 Dimensi 2 Kelas..	103
Gambar 4. 57 Kurva P-R Pada data Pengujian Model 1 CNN 19 Dimensi 2 Kelas....	103
Gambar 4. 58 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 20 CNN 1 Dimensi	104
Gambar 4. 59 Kurva ROC Pada data Pengujian Model 1 CNN 20 Dimensi 2 Kelas..	106
Gambar 4. 60 Kurva P-R Pada data Pengujian Model 1 CNN 20 Dimensi 2 Kelas....	106
Gambar 4. 61 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 21 CNN 1 Dimensi	107
Gambar 4. 62 Kurva ROC Pada data Pengujian Model 1 CNN 21 Dimensi 2 Kelas..	109
Gambar 4. 63 Kurva P-R Pada data Pengujian Model 1 CNN 21 Dimensi 2 Kelas....	109
Gambar 4. 64 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 22 CNN 1 Dimensi	110
Gambar 4. 65 Kurva ROC Pada data Pengujian Model 1 CNN 22 Dimensi 2 Kelas..	112
Gambar 4. 66 Kurva P-R Pada data Pengujian Model 1 CNN 22 Dimensi 2 Kelas.....	112
Gambar 4. 67 Grafik Akurasi Dan Loss Untuk Proses Pelatihan dan Pengujian 5 Kelas CNN 1 Dimensi.....	113
Gambar 4. 68 Kurva ROC Pada data Pengujian 5 Kelas CNN 1 Dimensi	115
Gambar 4. 69 Kurva P-R Pada data Pengujian 5 Kelas CNN 1 Dimensi	116

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Distribusi Rekaman Sinyal EKG	19
Tabel 3. 2 Pembagian data Normal	19
Tabel 3. 3 Pembagian data Ventricular Bigeminy	20
Tabel 3. 4 Pembagian data Paced Rhythm	21
Tabel 3. 5 Pembagian data Atrial Fibrillation	21
Tabel 3. 6 Pembagian data Ventricular Trigeminy	21
Tabel 3. 7 Label Kelas yang digunakan	22
Tabel 3. 8 Nilai SNR Setiap Fungsi Wavelet	25
Tabel 3. 9 Arsitektur CNN 1 Dimensi	39
Tabel 3. 10 Confusion Matrix	41
Tabel 4. 1 Resum Hyperparameter yang digunakan.....	44
Tabel 4. 2 Hasil klasifikasi 2 kelas CNN 1 dimensi	45
Tabel 4. 3 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 1 CNN 1 Dimensi.....	47
Tabel 4. 4 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 1 CNN 1 Dimensi.....	47
Tabel 4. 5 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 1 CNN 1 Dimensi	48
Tabel 4. 6 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 1 CNN 1 Dimensi	48
Tabel 4. 7 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 2 CNN 1 Dimensi.....	50
Tabel 4. 8 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 2 CNN 1 Dimensi.....	50
Tabel 4. 9 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 2 CNN 1 Dimensi	51
Tabel 4. 10 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 2 CNN 1 Dimensi	51
Tabel 4. 11 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 3 CNN 1 Dimensi.....	53
Tabel 4. 12 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 3 CNN 1 Dimensi.....	53
Tabel 4. 13 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 3 CNN 1 Dimensi	54
Tabel 4. 14 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 3 CNN 1 Dimensi	54
Tabel 4. 15 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 4 CNN 1 Dimensi.....	56
Tabel 4. 16 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 4 CNN 1 Dimensi.....	56
Tabel 4. 17 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 4 CNN 1 Dimensi	57
Tabel 4. 18 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 4 CNN 1 Dimensi	57

Tabel 4. 19 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 5 CNN 1 Dimensi.....	59
Tabel 4. 20 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 5 CNN 1 Dimensi.....	59
Tabel 4. 21 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 5 CNN 1 Dimensi	60
Tabel 4. 22 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 5 CNN 1 Dimensi	60
Tabel 4. 23 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 6 CNN 1 Dimensi	62
Tabel 4. 24 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 6 CNN 1 Dimensi.....	62
Tabel 4. 25 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 6 CNN 1 Dimensi	63
Tabel 4. 26 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 6 CNN 1 Dimensi	63
Tabel 4. 27 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 7 CNN 1 Dimensi.....	65
Tabel 4. 28 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 7 CNN 1 Dimensi.....	65
Tabel 4. 29 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 7 CNN 1 Dimensi	66
Tabel 4. 30 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 7 CNN 1 Dimensi	66
Tabel 4. 31 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 8 CNN 1 Dimensi.....	68
Tabel 4. 32 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 8 CNN 1 Dimensi.....	68
Tabel 4. 33 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 8 CNN 1 Dimensi	69
Tabel 4. 34 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 8 CNN 1 Dimensi	69
Tabel 4. 35 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 9 CNN 1 Dimensi.....	71
Tabel 4. 36 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 9 CNN 1 Dimensi.....	71
Tabel 4. 37Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 9 CNN 1 Dimensi	72
Tabel 4. 38 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 9 CNN 1 Dimensi	72
Tabel 4. 39 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 10 CNN 1 Dimensi.....	74
Tabel 4. 40 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 10 CNN 1 Dimensi.....	74
Tabel 4. 41 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 10 CNN 1 Dimensi	75
Tabel 4. 42 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 10 CNN 1 Dimensi	75
Tabel 4. 43 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 11 CNN 1 Dimensi	77
Tabel 4. 44 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 11 CNN 1 Dimensi.....	77
Tabel 4. 45 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 11 CNN 1 Dimensi	78
Tabel 4. 46 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 11 CNN 1 Dimensi	78
Tabel 4. 47 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 12 CNN 1 Dimensi.....	80
Tabel 4. 48 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 12 CNN 1 Dimensi.....	80
Tabel 4. 49 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 12 CNN 1 Dimensi	81

Tabel 4. 50 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 12 CNN 1 Dimensi	81
Tabel 4. 51 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 13 CNN 1 Dimensi	83
Tabel 4. 52 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 13 CNN 1 Dimensi	83
Tabel 4. 53 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 13 CNN 1 Dimensi	84
Tabel 4. 54 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 13 CNN 1 Dimensi	84
Tabel 4. 55 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 14 CNN 1 Dimensi	86
Tabel 4. 56 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 14 CNN 1 Dimensi	86
Tabel 4. 57 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 14 CNN 1 Dimensi	87
Tabel 4. 58 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 14 CNN 1 Dimensi	87
Tabel 4. 59 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 15 CNN 1 Dimensi	89
Tabel 4. 60 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 15 CNN 1 Dimensi	89
Tabel 4. 61 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 15 CNN 1 Dimensi	90
Tabel 4. 62 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 15 CNN 1 Dimensi	90
Tabel 4. 63 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 16 CNN 1 Dimensi	92
Tabel 4. 64 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 16 CNN 1 Dimensi	92
Tabel 4. 65 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 16 CNN 1 Dimensi	93
Tabel 4. 66 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 16 CNN 1 Dimensi	93
Tabel 4. 67 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 17 CNN 1 Dimensi	95
Tabel 4. 68 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 17 CNN 1 Dimensi	95
Tabel 4. 69 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 17 CNN 1 Dimensi	96
Tabel 4. 70 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 17 CNN 1 Dimensi	96
Tabel 4. 71 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 18 CNN 1 Dimensi	98
Tabel 4. 72 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 18 CNN 1 Dimensi	98
Tabel 4. 73 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 18 CNN 1 Dimensi	99
Tabel 4. 74 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 18 CNN 1 Dimensi	99
Tabel 4. 75 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 19 CNN 1 Dimensi	101
Tabel 4. 76 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 19 CNN 1 Dimensi	101
Tabel 4. 77 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 19 CNN 1 Dimensi	102
Tabel 4. 78 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 19 CNN 1 Dimensi	102
Tabel 4. 79 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 20 CNN 1 Dimensi	104
Tabel 4. 80 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 20 CNN 1 Dimensi	104

Tabel 4. 81 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 20 CNN 1 Dimensi	105
Tabel 4. 82 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 20 CNN 1 Dimensi	105
Tabel 4. 83 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 21 CNN 1 Dimensi	107
Tabel 4. 84 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 21 CNN 1 Dimensi	107
Tabel 4. 85 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 21 CNN 1 Dimensi	108
Tabel 4. 86 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 21 CNN 1 Dimensi	108
Tabel 4. 87 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 22 CNN 1 Dimensi	110
Tabel 4. 88 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 22 CNN 1 Dimensi	110
Tabel 4. 89 Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 22 CNN 1 Dimensi	111
Tabel 4. 90 Evaluasi Performa Data Pengujian Model 22 CNN 1 Dimensi	111
Tabel 4. 91 Matriks Konfusi Data Pelatihan 5 Kelas CNN 1 Dimensi	113
Tabel 4. 92 Matriks Konfusi Data Pengujian 5 Kelas CNN 1 Dimensi	114
Tabel 4. 93 Evaluasi Performa Data Pelatihan 5 Kelas CNN 1 Dimensi	114
Tabel 4. 94 Evaluasi Performa Data Pengujian 5 Kelas CNN 1 Dimensi	115
Tabel 4. 95 Matriks Konfusi Model CNN 1 Dimensi Menggunakan Data <i>Unseen</i>	117

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Elektrokardiogram (EKG) adalah rekaman dan pengukuran non-invasif (tindakan medis tanpa memasukan alat kedalam tubuh) aktifitas listrik yang dihasilkan oleh jantung. Dalam definisi dasar, EKG adalah representasi listrik dari aktivitas kontraktile dari jantung. Dalam dunia medis, EKG biasa digunakan untuk mendeteksi penyakit kardiovaskular (penyakit yang berhubungan dengan jantung dan pembuluh darah). Kardiovaskular ditetapkan sebagai penyebab utama kematian oleh organisasi kesehatan dunia. Kelainan jantung seperti gangguan detak jantung, irama ataupun konduksi sinyal listrik yang melalui jantung disebut sebagai aritmia[1][2][3].

Aritmia dianggap sebagai kasus yang paling banyak diamati dalam kasus kelainan jantung. Kelainan jantung seperti aritmia mempengaruhi kelistrikan aktifitas jantung yang dapat di deteksi dengan menggunakan analisis dari bentuk gelombang EKG yang berbeda dari gelombang EKG normal[1]. Sinyal EKG normal biasanya memiliki sebuah gelombang P (Kontraksi atrium), QRS (kontraksi ventricular) kompleks dan T (relaksasi ventricular) dalam satu irama detak jantung[4][5]. EKG dapat mendeteksi dan merekam semua aktivitas jantung sehingga tenaga medis dapat mengklasifikasikan jenis kelainan jantung yang terjadi secara manual. Metode ini akan menggunakan yang panjang dan juga memiliki resiko terjadinya kesalahan dalam interpretasi. Oleh karena itu, deliniasi sinyal secara otomatis dapat membantu tenaga medis untuk mendiagnosis kelainan yang terjadi. Salah satu solusi untuk menyelesaikan masalah ini adalah menggunakan metode *Machine Learning* (ML) [6][7].

Machine Learning menjawab pertanyaan dengan membangun computer yang meningkat secara otomatis melalui pengalaman. *Machine Learning* adalah salah satu bidang teknis yang memiliki perkembangan sangat pesat pada saat ini, terletak diantara ilmu computer dan statistik. Berada di *core* kecerdasan buatan dan *data science* [8]. Teknik pembelajaran *Machine Learning* mencakup pada algoritma yang memiliki proses pra-pemrosesan, ekstraksi, pemilihan fitur, analisis komponen utama, analisis korelasi kanonik dan proses klasifikasi. Pemilihan fitur – fitur khusus seperti sinyal normal dan aritmia. Metode *Machine Learning* memiliki kelemahan dimana terdapat ketergantungan akan fitur yang didefinisikan secara manual. Untuk mengatasi kekurangan dari *Machine Learning* dapat menggunakan metode *Deep Learning*[9].

Deep Learning adalah bagian dari algoritma *Machine Learning* yang memiliki tujuan untuk menemukan berbagai level representasi terdistribusi. *Deep Learning* mencakup klasifikasi gambar, deteksi objek, pengambilan gambar, segmentasi semantik [10]. *Deep Learning* dianggap sebagai salah satu alat paling kuat dan paling populer dalam literatur karena mampu menangani sejumlah besar data. Metode ini dapat melampaui kinerja metode klasik di berbagai bidang terutama pengenalan pola. Salah satu yang paling populer adalah *Convolutional Neural Network* 1 dimensi (CNN 1 Dimensi)[11][12].

CNN 1 Dimensi adalah salah satu bentuk paling mengesankan dari model jaringan syaraf tiruan. CNN 1 Dimensi biasa digunakan untuk menyelesaikan pengenalan pola berbasis gambar yang sulit namun dengan arsitektur yang sederhana dan tepat. CNN 1 Dimensi memiliki kinerja yang sangat baik dengan pengolahan data yang berhubungan dengan data gambar, computer vision[11]. Dari penjelasan diatas, penulis akan menggunakan metode CNN 1 Dimensi untuk melakukan klasifikasi gangguan irama jantung aritmia.

1.2. Tujuan

Adapun tujuan dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Mengklasifikasi lima kelas gangguan irama jantung aritmia dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* 1-dimensi.
2. Mendeteksi irama jantung normal atau gangguan irama jantung aritmia melalui sinyal elektrokardiogram.
3. Menganalisis Keakurasian metode yang digunakan untuk mendeteksi gangguan ritme aritmia.

1.3. Perumusan Masalah

Berdasarkan hasil penjelasan latar belakang yang dikemukakan, maka perumusan masalah yang didapat adalah :

1. Bagaimana tahapan mengklasifikasi gangguan irama jantung menggunakan metode *Convolutional Neural Networ* 1 dimensi?
2. Bagaimana memilih parameter yang terbaik untuk klasifikasi gangguan irama jantung aritmia?
3. Bagaimana hasil kerja metode yang sudah dipilih dalam klasifikasi gangguan irama jantung aritmia ?

1.4. Batasan Masalah

Berikut adalah batasan masalah dalam penulisan tugas akhir ini :

1. Mengklasifikasikan lima kelas gangguan irama jantung aritmia dengan menggunakan metode *Convolutional Neural network* 1 Dimensi
2. Mensimulasikan program untuk mengklasifikasi gangguan irama jantung aritmia dengan bahasa pemrograman python.
3. Menampilkan dan menganalisis tingkat keakurasian *Convolutional Neural network* 1 Dimensi(CNN 1 Dimensi)

1.5. Metodologi Penelitian

Metodologi yang dilakukan dalam penulisan tugas akhir ini melalui beberapa tahapan yaitu :

1.5.1. Tahap Pertama (Persiapan Data)

Dalam tahapan ini, dilakukan dengan berbagai cara yakni dengan mencari dan menganalisis data yang akan digunakan sesuai dengan topik seperti mit bih arrhythmia database 1.0.0.

1.5.2. Tahap Kedua (Pra Pengolahan Data)

Pada tahapan ini melakukan pra pengolahan data sebelum memasuka ke dalam model *Mesin Learning*. Pra pengolahan data dilakukan dengan menghilangkan gangguan pada sinyal menggunakan metode *Discrete Walvet Transform*, normalisasi dan segmentasi sinyal.

1.5.3. Tahap Ketiga (Klasifikasi)

Tahapan ini merupakan tahapan inti dari penelitian. Keluaran tahapan ini adalah hasil klasifikasi yang berupa akurasi yang berupa nilai akurasi, sensitifitas, spesifitas, presisi dan F1. Metode kalasifikasi yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* 1 Dimensi.

1.5.4. Tahap Keempat (Analisis dan Kesimpulan)

Hasil dari berbagai pengujian parameter untuk medel CNN 1-dimensi dilakukan analisa terhadap performa untuk setiap parameter model dan di tarik kesimpulan.

1.6. Sistematika Penelitian

sistematika penelitian yang akan digunakan dalam penulisan tugas akhir ini adalah sebagai berikut

BAB PENDAHULUAN

Pada bab pertama akan berisikan pemaparan yang sistematis mengenai latar belakang, tujuan penelitian, rumusan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab kedua akan berisi penjelasan mengenai teori dasar yang akan menunjang penelitian ini. Dasar teori akan membahas mengenai sinyal EKG, gelombang EKG, *Discrete Wavelet Transform*, *Convolutional Neural Network* 1 Dimensi,

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ketiga ini menjelaskan proses dalam menjalankan penelitian, mulai dari persiapan data, pengurangan gangguan sinyal EKG, normalisasi, segmentasi fitur, fitur ekstraksi dan klasifikasi

BAB IV 1 HASIL DAN ANALISIS

Pada bab keempat ini menjelaskan hasil dan analisis terhadap penelitian yang telah dilakukan.

BAB V KESIMPULAN

Pada bab kelima ini menarik kesimpulan berdasarkan hasil dan analisa terhadap penelitian yang telah dilakukan.

Daftar Pustaka

- [1] M. Zubair, J. Kim, and C. Yoon, "An automated ECG beat classification system using convolutional neural networks," *2016 6th Int. Conf. IT Converg. Secur. ICITCS 2016*, 2016, doi: 10.1109/ICITCS.2016.7740310.
- [2] A. Gacek and W. Pedrycz, *ECG signal processing, classification and interpretation: a comprehensive framework of computational intelligence*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [3] A. Isin and S. Ozdalili, "Cardiac arrhythmia detection using deep learning," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 120, pp. 268–275, 2017, doi: 10.1016/j.procs.2017.11.238.
- [4] M. Hammad, S. Zhang, and K. Wang, "A novel two-dimensional ECG feature extraction and classification algorithm based on convolution neural network for human authentication," *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 101, pp. 180–196, 2019.
- [5] S. Nurmaini, A. Gani, and others, "Cardiac Arrhythmias Classification Using Deep Neural Networks and Principle Component Analysis Algorithm.," *Int. J. Adv. Soft Comput. Its Appl.*, vol. 10, no. 2, 2018.
- [6] A. P. Shah and S. A. Rubin, "Errors in the computerized electrocardiogram interpretation of cardiac rhythm," *J. Electrocardiol.*, vol. 40, no. 5, pp. 385–390, 2007, doi: 10.1016/j.jelectrocard.2007.03.008.
- [7] Q. Qin, J. Li, L. Zhang, Y. Yue, and C. Liu, "Combining low-dimensional wavelet features and support vector machine for arrhythmia beat classification," *Sci. Rep.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–12, 2017.
- [8] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, "Machine learning basics," *Deep*

Learn., vol. 1, pp. 98–164, 2016.

- [9] X.-D. Zhang, “Machine learning,” in *A Matrix Algebra Approach to Artificial Intelligence*, Springer, 2020, pp. 223–440.
- [10] Y. Guo, Y. Liu, A. Oerlemans, S. Lao, S. Wu, and M. S. Lew, “Deep learning for visual understanding: A review,” *Neurocomputing*, vol. 187, pp. 27–48, 2016.
- [11] S. Albawi, T. A. Mohammed, and S. Al-Zawi, “Understanding of a convolutional neural network,” in *2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET)*, 2017, pp. 1–6.
- [12] N. Kalchbrenner, E. Grefenstette, and P. Blunsom, “A convolutional neural network for modelling sentences,” *arXiv Prepr. arXiv1404.2188*, 2014.
- [13] R. Hassan and S. Shaker, “ECG Signal De-Noising and Feature Extraction using Discrete Wavelet Transform,” *Int. J. Eng. Trends Technol.*, vol. 63, no. 1, pp. 32–39, 2018.
- [14] S. H. Jambukia, V. K. Dabhi, and H. B. Prajapati, “Classification of ECG signals using machine learning techniques: A survey,” in *2015 International Conference on Advances in Computer Engineering and Applications*, 2015, pp. 714–721.
- [15] P. Rajpurkar *et al.*, “Cardiologist-Level Arrhythmia Detection with Convolutional Neural Networks,” 2007.
- [16] P. Warrick and M. N. Homsy, “Cardiac arrhythmia detection from ECG combining convolutional and long short-term memory networks,” in *2017 Computing in Cardiology (CinC)*, 2017, pp. 1–4.
- [17] N. Naseer and H. Nazeer, “Classification of normal and abnormal ECG signals based on their PQRST intervals,” in *2017 International Conference on Mechanical, System and Control Engineering (ICMSC)*, 2017, pp. 388–391,

doi: 10.1109/ICMSC.2017.7959507.

- [18] H. Assodiky, I. Syarif, and T. Badriyah, "Arrhythmia Classification Using Long Short-Term Memory with Adaptive Learning Rate," *Emit. Int. J. Eng. Technol.*, vol. 6, no. 1, pp. 75–91, 2018, doi: 10.24003/emitter.v6i1.265.
- [19] F. Baskoro, A. Widodo, R. Firmansyah, and A. P. Nurdiansyah, "Designing PQRST Signal Generator as One of The Learning Media," in *3rd International Conference on Education Innovation (ICEI 2019)*, 2019, pp. 311–314.
- [20] D. Sangeetha, S. Selvi, and M. S. A. Ram, "A CNN based similarity learning for cardiac arrhythmia prediction," *Proc. 11th Int. Conf. Adv. Comput. ICoAC 2019*, pp. 244–248, 2019, doi: 10.1109/ICoAC48765.2019.247132.
- [21] Y. Yuniadi, "Mengatasi Aritmia, Mencegah Kematian Mendadak," *eJournal Kedokt. Indones.*, vol. 5, no. 3, pp. 46–139, 2017.
- [22] S. Hidayat, H. R. P. Negara, and D. T. Kumoro, "Penentuan Fungsi Basis Wavelet Terbaik Untuk Sinyal Suara," *Sntt Fgdt*, vol. 3, pp. 247–252.
- [23] Z. K. Peng and F. L. Chu, "Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 18, no. 2, pp. 199–221, 2004.
- [24] R. Darmawan and M. Yunus, "TRANSFORMASI WAVELET KONTINU PADA RUANG ?? (\mathbb{R}^n) DENGAN DILASI VEKTOR."
- [25] H.-Y. Lin, S.-Y. Liang, Y.-L. Ho, Y.-H. Lin, and H.-P. Ma, "Discrete-wavelet-transform-based noise removal and feature extraction for ECG signals," *Irbm*, vol. 35, no. 6, pp. 351–361, 2014.
- [26] M. N. Ali, E.-S. A. El-Dahshan, and A. H. Yahia, "Denoising of heart sound signals using discrete wavelet transform," *Circuits, Syst. Signal Process.*, vol. 36, no. 11, pp. 4482–4497, 2017.

- [27] O. Heriana and A. M. Al Misbah, "Comparison of Wavelet Family Performances in ECG Signal Denoising Perbandingan Unjuk Kerja Transformasi Wavelet dalam Denoising Sinyal ECG."
- [28] P. Karthikeyan, M. Murugappan, and S. Yaacob, "ECG signal denoising using wavelet thresholding techniques in human stress assessment," *Int. J. Electr. Eng. Informatics*, vol. 4, no. 2, p. 306, 2012.
- [29] S. Savalia and V. Emamian, "Cardiac arrhythmia classification by multi-layer perceptron and convolution neural networks," *Bioengineering*, vol. 5, no. 2, p. 35, 2018.
- [30] S. Malek, F. Melgani, and Y. Bazi, "One-dimensional convolutional neural networks for spectroscopic signal regression," *J. Chemom.*, vol. 32, no. 5, p. e2977, 2018.
- [31] S. Nurmaini *et al.*, "Robust detection of atrial fibrillation from short-term electrocardiogram using convolutional neural networks," *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 113, pp. 304–317, 2020.