

**KLASIFIKASI KELAINAN IRAMA JANTUNG ARITMIA  
DENGAN KOMBINASI METODE *DENOISING*  
*AUTOENCODER-AUTOENCODER* DAN *DEEP NEURAL*  
*NETWORK***

**TUGAS AKHIR**

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



**OLEH :**

**RYAN DARMAWAN SIREGAR**

**09011381722091**

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
2021**

## HALAMAN PENGESAHAN

### KLASIFIKASI KELAINAN IRAMA JANTUNG ARITMIA DENGAN KOMBINASI METODE *DENOISING* *AUTOENCODER-AUTOENCODER* DAN *DEEP NEURAL* *NETWORK*

#### TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

Oleh :

**RYAN DARMAWAN SIREGAR**

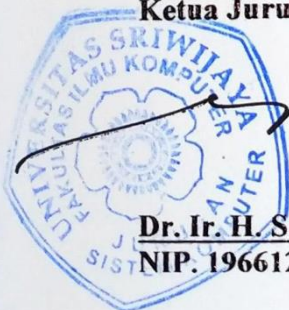
**09011381722091**

Palembang, 02 Juli 2021

Mengetahui,

**Ketua Jurusan Sistem Komputer**

**Pembimbing Tugas Akhir**



**Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.**  
NIP. 19661203 200604 1 001

**Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T**  
NIP. 19690802 199401 2 001

## HALAMAN PERSETUJUAN

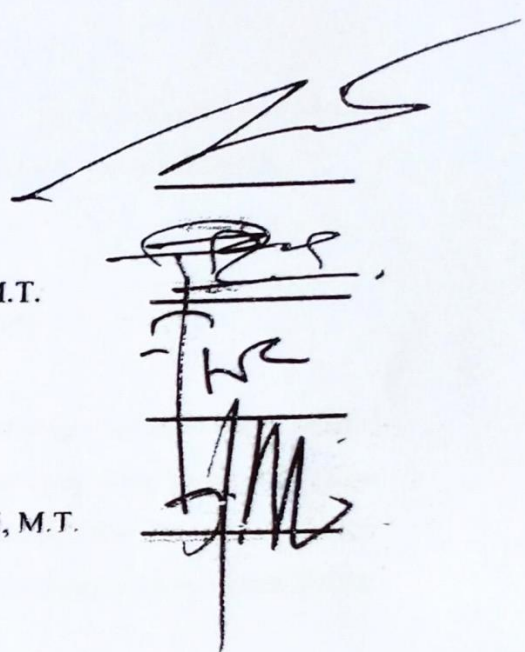
Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Sabtu

Tanggal : 19 Juni 2021

Tim Penguji :

1. Ketua Sidang : Rossi Passarella, M Eng
2. Sekretaris Sidang : Rendyansyah, S.Kom., M.T.
3. Penguji Sidang : Firdaus, S.T., M.Kom.
4. Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.



Handwritten signatures of the examiners, corresponding to the list above. The signatures are written in black ink on horizontal lines.

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T

NIP. 196612032006041001



## HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda yangan dibawah ini:

Nama : Ryan Darmawan Siregar

NIM : 09011381722091

Judul : Klasifikasi Kelainan Irama Jantung Aritmia Dengan Kombinasi Metode Denoising Autoencoder-Autoencoder Dan Deep Neural Network

**Hasil pengecekan *Software iThenticate/Turnitin* : 3%**

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, 02 Juli 2021



Ryan Darmawan Siregar

## KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warohmatullahi Wabarokatuh.

Puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah Allah Subhanahu Wa Ta'ala. dimana telah memberikan kesempatan untuk penulis dapat menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini dengan benar, dan diselesaikan sesuai dengan waktunya. Penulisan terhadap penelitian Tugas Akhir yang penulis lakukan berjudul **“Klasifikasi Kelainan Irama Jantung Aritmia Dengan Kombinasi Metode Denoising Autoencoder-Autoencoder Dan Deep Neural Network”**.

Tujuan dibuatnya penulisan Tugas Akhir ini, penulis membuat pemodelan terhadap klasifikasi kelainan irama jantung aritmia pada sinyal elektrokardiogram. Penulis mengharapkan penelitian ini dapat membantu dalam dunia medis untuk mempercepat dalam membantu diagnosa penyakit ataupun menjadi refrensi para *data science* untuk mengembangkan model terdepan pada masa yang akan datang.

Pada penulisan Tugas Akhir ini, penulis mengucapkan terima kasih yang sebanyak-banyaknya kepada pihak yang sudah membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian Tugas Akhir ini. Pihak-pihak tersebut diantaranya:

1. Allah Subhanahu Wa Ta'ala. yang telah memberikan nikmat-Nya berupa kelancaran, kesempatan, kesehatan sehingga dapat menyelesaikan penelitian Tugas Akhir ini.
2. Ibu dan Ayah serta kakak dan adik yang telah mendukung penulis untuk melancarkan penelitian Tugas Akhir ini.
3. Bapak Jaidan Jauhari, M.T., selaku dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Ir. H. Sukemi, M.T., selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

5. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah membantu penulis dalam memberikan arahan penelitian, memberikan saran dan motivasi serta membimbing penulis dalam menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini.
6. Bapak Rossi Passarella M.Eng., selaku Dosen Pembimbing Akademik penulis selama kuliah di Jurusan Sistem Komputer.
7. Kak Naufal Rachmatullah dan Mbak Annisa Darmawahyuni yang telah mengajari hingga memberi saran dalam penelitian Tugas Akhir ini.
8. Teman-teman Intelligent Systems Research Group (ISysRG) dan khususnya teman-teman tim sinyal batch 2 yang telah bersedia menjadi teman dalam bertukar pikiran untuk menyelesaikan permasalahan pada Tugas Akhir ini.
9. Teman-teman angkatan Sistem Komputer 2017 khususnya kedal squad yang menjadi *support system* penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

Dalam penulisan Tugas Akhir ini, penulis menyadari bahwa masih banyak terdapat kekurangan dan kesalahan didalamnya, untuk itu penulis mengharapkan kritik dan saran sebagai bahan evaluasi penulis. Harapan penulis agar hasil penelitian Tugas Akhir ini dapat dijadikan referensi maupun penelitian kedepannya mengenai Klasifikasi Aritmia Kelainan Irama Jantung Aritmia.

Wassalamu'alaikum Warohmatullahi Wabarokatuh

Palembang, 24 Februari 2021

Penulis,

Ryan Darmawan Siregar  
NIM. 09011381722091

# CLASSIFICATION OF ARRHYTHMIC HEART RHYTHM DISORDERS WITH DENOISING AUTOENCODER-AUTOENCODER AND DEEP NEURAL NETWORK

**RYAN DARMAWAN SIREGAR (09011381722091)**

Dept.of Computer Engineering, Faculty of Computer Science, Sriwijaya University

Email: [ryandarmawan14@gmail.com](mailto:ryandarmawan14@gmail.com)

## ABSTRACT

Arrhythmia is a heart disease caused by abnormal electrical impulses in the heart or abnormalities of the electrocardiogram wave (ECG). In diagnosing it, using a wave from ECG is used in terms of analysis and diagnosis of a heart disease. However, based on the challenges in research and classification of the ECG signal itself, namely the cleanliness of the ECG data from noise. The stages of denoising to classification using deep learning in ECG signals have been used in the last decades and developed using various architectures. By using a combination of Denoising Autoencoder (DAE) as signal denoising, Autoencoder (AE) as feature reduction, and Deep Neural Network (DNN) as an ECG beat classifier. In the first process, the data is cleaned using DAE by previously using Discrete Wavelet Transform (DWT) to create the target signal as a reference during model development. Furthermore, feature reduction is carried out using AE by reducing data that has a feature length of 181 to 91. After the data is reduced, a classification test is carried out using DNN with the 10 test models using various data combination. Based on the test, the best model is model-10 with the results of accuracy, sensitivity, specificity, precision, and F1-Score of 99.77%, 98.94%, 99.71%, 95.76%, 97.25, respectively. Then the unseen test was carried out with different records from the modeling data with the results of accuracy, sensitivity, specificity, precision, and F1-Score of 91.50%, 94.63%, 94.63%, 85.48%, 88.67%, respectively.

**Key Words :** *Electrocardiogram, Classification, Denoising Autoencoder, Autoencoder, Deep Neural Network.*

# KLASIFIKASI KELAINAN IRAMA JANTUNG ARITMIA DENGAN KOMBINASI METODE DENOISING AUTOENCODER-AUTOENCODER DAN DEEP NEURAL NETWORK

**RYAN DARMAWAN SIREGAR (09011381722091)**

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email: [ryandarmawan14@gmail.com](mailto:ryandarmawan14@gmail.com)

## **ABSTRAK**

Aritmia merupakan penyakit jantung yang disebabkan oleh tidak normalnya impuls elektrik pada jantung maupun kelainan gelombang elektrokardiogram (EKG) pada jantung. Dalam mendiagnosa-nya, penggunaan gelombang sinyal EKG digunakan dalam hal analisa dan diagnosa terhadap suatu penyakit jantung. Akan tetapi, berdasarkan tantangan dalam penelitian dan klasifikasi dari sinyal EKG sendiri yaitu kebersihan data EKG dari derau. Tahapan denoising hingga klasifikasi menggunakan *deep learning* dalam sinyal EKG telah digunakan dalam beberapa dekade terakhir dan dikembangkan menggunakan arsitektur yang beragam. Dengan menggunakan metode kombinasi *Denoising Autoencoder* (DAE) sebagai denoising sinyal, *Autoencoder* (AE) sebagai reduksi fitur, dan *Deep Neural Network* (DNN) sebagai klasifier beat EKG. Pada proses pertama, data dibersihkan menggunakan DAE dengan digunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) sebelumnya untuk membuat sinyal target sebagai referensi pada saat pembangunan model. Selanjutnya dilakukan reduksi fitur menggunakan AE dengan mereduksi data yang memiliki panjang fitur sebesar 181 menjadi 91. Setelah data direduksi, dilakukan uji klasifikasi menggunakan DNN dengan pengujian ke 10 uji model menggunakan pembagian data yang beragam. Berdasarkan pengujian, model terbaik yaitu model-10 dengan hasil akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan *F1-Score* masing-masing 99.77%, 98.94%, 99.71%, 95.76%, 97.25. Kemudian dilakukan uji unseen dengan record berbeda dari data pembuatan model dengan hasil akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan *F1-Score* masing-masing 91.50%, 94.63%, 94.63%, 85.48%, 88.67%.

**Kata Kunci** : *Elektrokardiogram, Klasifikasi, Denoising Autoencoder, Autoencoder, Deep Neural Network.*



## DAFTAR ISI

	<b>Halaman</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b> .....	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PERNYATAAN</b> .....	<b>iv</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>v</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>xiii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xvii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Tujuan dan Manfaat.....	2
1.2.1. Tujuan.....	2
1.2.2. Manfaat.....	3
1.3. Perumusan dan Batasan Masalah.....	3
1.3.1. Perumusan Masalah.....	3
1.3.2. Batasan Masalah.....	3
1.4. Metodologi Penelitian.....	4
1.4.1. Tahap Pertama (Akuisisi Data).....	4
1.4.2. Tahap Kedua (Pembuatan Sinyal Target).....	4

1.4.3.	Tahap Ketiga (Denoising dan Reduksi).....	4
1.4.4.	Tahap keempat (Klasifikasi, Pengujian, dan Validasi).....	5
1.4.5.	Tahap Kelima (Hasil dan Analisa).....	5
1.4.6.	Tahap Keenam (Penarikan Kesimpulan dan Saran).....	5
1.5.	Sistematika Penulisan.....	5
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....</b>		<b>7</b>
2.1.	Elektrokardiogram (EKG).....	7
2.2.	Gelombang EKG.....	8
2.3.	Aritmia.....	9
2.4.	Discrete Wavelet Transform (DWT).....	9
2.5.	Denoising Autoencoder (DAE).....	11
2.6.	Autoencoder (AE).....	12
2.7.	Deep Neural Network (DNN).....	13
2.8.	Model Evaluasi.....	16
2.8.1.	Akurasi.....	18
2.8.2.	Sensitivitas.....	19
2.8.3.	Spesifisitas.....	19
2.8.4.	Presisi.....	19
2.8.5.	F1-score.....	19
2.8.6.	Kurva Presisi-Recall (P-R).....	20
<b>BAB III METODOLOGI.....</b>		<b>21</b>
3.1.	Awalan.....	21
3.2.	Akuisisi Data.....	22
3.3.	Segmentasi.....	23
3.4.	Membuat Sinyal Target.....	23
3.5.	Normalisasi.....	24

3.6.	DAE.....	26
3.7.	AE.....	28
3.8.	Klasifikasi.....	30
3.8.1.	Pembagian Data .....	30
3.8.2.	DNN .....	32
3.9.	Evaluasi Hasil.....	35
3.10.	Pengujian <i>Unseen</i> .....	35
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>		<b>36</b>
4.1.	Hasil Akuisisi Data.....	36
4.2.	Hasil Segmentasi Data.....	37
4.3.	Hasil <i>Discrete Wavelet Transform</i> (DWT) Pada Membuat Sinyal Target 40	
4.4.	Hasil Normalisasi .....	41
4.5.	Hasil <i>Denoising Autoencoder</i> (DAE).....	43
4.6.	Hasil <i>Autoencoder</i> (AE) .....	44
4.7.	Hasil <i>Deep Neural Network</i> (DNN) .....	45
4.7.1.	Hasil Klasifikasi dengan Model 1 DNN .....	46
4.7.2.	Hasil Klasifikasi dengan Model 2 DNN .....	47
4.7.3.	Hasil Klasifikasi dengan Model 3 DNN .....	49
4.7.4.	Hasil Klasifikasi dengan Model 4 DNN .....	51
4.7.5.	Hasil Klasifikasi dengan Model 5 DNN .....	53
4.7.6.	Hasil Klasifikasi dengan Model 6 DNN .....	55
4.7.7.	Hasil Klasifikasi dengan Model 7 DNN .....	56
4.7.8.	Hasil Klasifikasi dengan Model 8 DNN .....	58
4.7.9.	Perbandingan Hasil dari Keseluruhan 8 Model DNN Pada <i>Train test split</i> 60	

4.7.10.	Hasil Klasifikasi dengan Pembagian Data <i>Stratified K-Fold</i> Pada <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	61
4.7.11.	Hasil Klasifikasi dengan Pembagian Data <i>Stratified K-Fold</i> Pada <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	67
4.7.12.	Pengujian Unseen Berbasis <i>Best Architecture</i> DNN.....	75
4.7.12.1.	Hasil Performa DAE dari <i>Best Architecture</i> DAE .....	76
4.7.12.2.	Hasil Performa AE dari <i>Best Architecture</i> AE.....	77
4.7.12.3.	Hasil Performa DNN Pada Model 9 Menggunakan <i>Train Test Split</i> 78	
4.7.12.4.	Hasil Performa DNN Pada Model 10 Menggunakan <i>Train Test Split</i> 81	
4.7.12.5.	Hasil Performa DNN dari <i>Best Architecture</i> DNN Pada <i>Learning Rate</i> 0.0001 Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> .....	83
4.7.12.6.	Hasil Performa DNN dari <i>Best Architecture</i> DNN Pada <i>Learning Rate</i> 0.0001085 Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> .....	91
4.7.12.7.	Hasil Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Performa Model 9 .....	99
4.7.12.8.	Hasil Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Performa Model 10 ....	101
4.7.12.9.	Hasil Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Performa Best Folder Model Pada Pengujian 4.7.12.5 .....	103
4.7.12.10.	Hasil Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Performa Best Folder Model Pada Pengujian 4.7.12.6 .....	105
4.7.13.	Perbandingan Hasil dari Keseluruhan 10 Model DNN Pada <i>Train test split</i> 107	
4.7.14.	Perbandingan Hasil dari Keseluruhan Pengujian Unseen DNN	108
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>		<b>109</b>
5.1.	Kesimpulan.....	109
5.2.	Saran.....	110
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>111</b>

## DAFTAR GAMBAR

	<b>Halaman</b>
Gambar 2.1. Sinyal EKG [15] .....	7
Gambar 2.2. Sampel Gelombang EKG Normal [17] .....	8
Gambar 2.3. Dekomposisi DWT [4] .....	10
Gambar 2.4. Struktur umum proses DAE [27].....	12
Gambar 2.5. Struktur umum proses AE [27].....	12
Gambar 2.6. Proses <i>autoencoder</i> secara sederhana [27] .....	12
Gambar 2.7. Arsitektur <i>Neural Network</i> .....	13
Gambar 2.8. Arsitektur <i>Deep Neural Network</i> [29] .....	14
Gambar 3.1. Bagan Kerja .....	21
Gambar 3.2 Proses Segmentasi Beat [27] .....	23
Gambar 3.3 <i>Flowchart</i> MinMax Scaler.....	25
Gambar 3.4 <i>Flowchart</i> DAE .....	27
Gambar 3.5 Model DAE yang diusulkan .....	28
Gambar 3.6 <i>Flowchart</i> AE .....	29
Gambar 3.7 Model AE yang diusulkan .....	30
Gambar 3.8 Model DNN yang diusulkan.....	34
Gambar 3.9 Alur Kerja Pengujian Unseen.....	35
Gambar 4.1. Contoh File <i>Record</i> I01 – I03 <i>ST-Petersburg Incart</i> .....	36
Gambar 4.2. Sample Informasi Terhadap Record 101 <i>ST-Petersburg Incart</i> ..	37
Gambar 4.3 Sampel Hasil Segmentasi ke-4 Beats EKG .....	39
Gambar 4.4 Sampel Hasil DWT ke-4 Beats EKG Menggunakan db5.....	41
Gambar 4.5 Sampel Hasil Normalisasi ke-4 Beats EKG Pada Data Awal .....	42



Gambar 4.6 Sampel Hasil Normalisasi ke-4 Beats EKG Pada Data Target .....	42
Gambar 4.7 Loss Training DAE Pada Model yang Diusulkan .....	43
Gambar 4.8 Sampel Hasil DAE ke-4 Beats EKG .....	44
Gambar 4.9 Loss Training AE Pada Model yang Diusulkan .....	45
Gambar 4.10 Sampel Hasil AE ke-4 Beats EKG Pada Encod Layer .....	45
Gambar 4.11 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-1 .....	46
Gambar 4.12 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-2 .....	48
Gambar 4.13 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-3 .....	49
Gambar 4.14 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-4 .....	51
Gambar 4.15 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-5 .....	53
Gambar 4.16 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-6 .....	55
Gambar 4.17 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-7 .....	57
Gambar 4.18 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-8 .....	59
Gambar 4.19 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 10 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	62
Gambar 4.20 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 5 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	64
Gambar 4.22 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 1 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	69
Gambar 4.23 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 8 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	71

Gambar 4.24 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 10 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	73
Gambar 4.25 Loss Training DAE.....	76
Gambar 4.26 Sampel Hasil DAE ke-4 Beats EKG .....	77
Gambar 4.27 Loss Training AE.....	78
Gambar 4.28 Sampel Hasil AE ke-4 Beats EKG Pada Encod Layer.....	78
Gambar 4.29 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-9 .....	79
Gambar 4.30 Grafik Kurva P-R Pada Model DNN Ke-9.....	80
Gambar 4.31 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Model DNN Ke-10 .....	81
Gambar 4.32 Grafik Kurva P-R Pada Model DNN Ke-10.....	83
Gambar 4.33 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 4 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	85
Gambar 4.34 Grafik Kurva P-R Pada Folder 4 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	86
Gambar 4.35 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 7 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	87
Gambar 4.36 Grafik Kurva P-R Pada Folder 7 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	89
Gambar 4.37 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 1 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	89
Gambar 4.38 Grafik Kurva P-R Pada Folder 1 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	91
Gambar 4.39 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 3 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	93
Gambar 4.40 Grafik Kurva P-R Pada Folder 3 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	94

Gambar 4.41 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 8 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	95
Gambar 4.42 Grafik Kurva P-R Pada Folder 8 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	97
Gambar 4.43 Grafik Akurasi (model acc) dan Grafik Loss (model loss) Pada Folder 1 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	97
Gambar 4.44 Grafik Kurva P-R Pada Folder 1 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	99
Gambar 4.45 Grafik Kurva P-R Pada Pengujian <i>Unseen</i> Model Ke-9 .....	101
Gambar 4.46 Grafik Kurva P-R Pada Pengujian <i>Unseen</i> Model Ke-10 .....	103
Gambar 4.47 Grafik Kurva P-R Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Best Folder Model Pada Pengujian di Poin 4.7.12.5 .....	105
Gambar 4.48 Grafik Kurva P-R Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Best Folder Model Pada Pengujian di Poin 4.7.12.6 .....	107

## DAFTAR TABEL

	<b>Halaman</b>
Tabel 2.1 <i>Sample Confusion Matrix</i> Pada <i>Multi-class</i> di Kelas 1 .....	17
Tabel 3.1 Acuan <i>Benchmark</i> DWT .....	24
Tabel 3.2 Model DAE yang diusulkan .....	27
Tabel 3.3 Model AE yang diusulkan .....	29
Tabel 3.4 Pembagian Data Train Test Split .....	31
Tabel 3.5 Pembagian Data <i>Stratified cross-validation</i> .....	32
Tabel 3.6 Model DNN yang diusulkan .....	34
Tabel 4.1 Keseluruhan jumlah beats pada data <i>incart</i> .....	38
Tabel 4.2 Kelas Beats yang digunakan Pada Penelitian .....	39
Tabel 4.3 Hasil Benchmark Pada Metode DWT dalam Sinyal Target .....	40
Tabel 4.4 Hasil DAE Pada Model yang Diusulkan .....	43
Tabel 4.5 Hasil AE Pada Model yang Diusulkan .....	44
Tabel 4.6 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 1 DNN .....	46
Tabel 4.7 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 1 DNN .....	47
Tabel 4.8 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 1 DNN .....	47
Tabel 4.9 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 2 DNN .....	48
Tabel 4.10 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 2 DNN .....	48
Tabel 4.11 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 2 DNN .....	49
Tabel 4.12 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 3 DNN .....	50
Tabel 4.13 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 3 DNN .....	50

Tabel 4.14 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 3 DNN .....	51
Tabel 4.15 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 4 DNN .....	52
Tabel 4.16 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 4 DNN .....	52
Tabel 4.17 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 4 DNN .....	53
Tabel 4.18 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 5 DNN .....	54
Tabel 4.19 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 5 DNN .....	54
Tabel 4.20 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 5 DNN .....	54
Tabel 4.21 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 6 DNN .....	55
Tabel 4.22 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 6 DNN .....	56
Tabel 4.23 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 6 DNN .....	56
Tabel 4.24 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 7 DNN .....	57
Tabel 4.25 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 7 DNN .....	57
Tabel 4.26 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 7 DNN .....	58
Tabel 4.27 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 8 DNN .....	59
Tabel 4.28 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 8 DNN .....	59
Tabel 4.29 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 8 DNN .....	60
Tabel 4.30 Evaluasi Keseluruhan 8 Model DNN Pada Train test split .....	60
Tabel 4.31 Evaluasi Keseluruhan DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> Pada <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	61
Tabel 4.32 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Pada Folder 10 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	62
Tabel 4.33 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Pada Folder 10 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	63
Tabel 4.34 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Pada Folder 10 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	63



Tabel 4.35 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Pada Folder 5 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	64
Tabel 4.36 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Pada Folder 5 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	65
Tabel 4.37 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Pada Folder 5 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	65
Tabel 4.38 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Pada Folder 6 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	66
Tabel 4.39 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Pada Folder 6 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	67
Tabel 4.40 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Pada Folder 6 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	67
Tabel 4.41 Evaluasi Keseluruhan DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> Pada <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	68
Tabel 4.41 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Pada Folder 1 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	69
Tabel 4.42 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Pada Folder 1 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	70
Tabel 4.43 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Pada Folder 1 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	70
Tabel 4.44 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Pada Folder 8 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	71
Tabel 4.45 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Pada Folder 8 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	72
Tabel 4.46 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Pada Folder 8 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	72
Tabel 4.47 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Pada Folder 10 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	73
Tabel 4.48 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Pada Folder 10 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	74
Tabel 4.49 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Pada Folder 10 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	74
Tabel 4.50 Pembagian Data Pada Uji Coba Unseen Best Architecture DNN...	75

Tabel 4.51 Sebaran Kelas <i>Beats</i> Jantung Pada Data <i>Training &amp; Testing</i> Maupun Pada Pengujian <i>Unseen</i> .....	75
Tabel 4.52 Hasil Performa DAE .....	76
Tabel 4.53 Hasil Performa AE .....	77
Tabel 4.54 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 9 DNN .....	79
Tabel 4.55 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 9 DNN .....	79
Tabel 4.56 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 9 DNN .....	80
Tabel 4.57 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Model 10 DNN .....	81
Tabel 4.58 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Model 10 DNN .....	82
Tabel 4.59 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 10 DNN .....	82
Tabel 4.60 Evaluasi Keseluruhan DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> Pada <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	84
Tabel 4.61 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Pada Folder 4 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	85
Tabel 4.62 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Pada Folder 4 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	85
Tabel 4.63 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Pada Folder 4 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001 .....	86
Tabel 4.70 Evaluasi Keseluruhan DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> Pada <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	92
Tabel 4.71 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Training</i> Pada Folder 3 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	93
Tabel 4.72 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Testing</i> Pada Folder 3 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	93
Tabel 4.73 Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Pada Folder 3 dari DNN Menggunakan <i>Stratified K-Fold</i> dengan <i>Learning Rate</i> 0.0001085 .....	94
Tabel 4.80 <i>Confusion Matrix</i> Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Model 9 .....	100
Tabel 4.81 Evaluasi Performa Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Model 9 .....	100

Tabel 4.82 <i>Confusion Matrix</i> Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Model 10 .....	102
Tabel 4.83 Evaluasi Performa Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan Model 10 .....	102
Tabel 4.84 <i>Confusion Matrix</i> Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan <i>Best Folder Model</i> Pada Pengujian di Poin 4.7.12.5.....	104
Tabel 4.85 Evaluasi Performa Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan <i>Best Folder Model</i> Pada Pengujian di Poin 4.7.12.5 .....	104
Tabel 4.86 <i>Confusion Matrix</i> Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan <i>Best Folder Model</i> Pada Pengujian di Poin 4.7.12.6.....	106
Tabel 4.87 Evaluasi Performa Pada Pengujian <i>Unseen</i> Menggunakan <i>Best Folder Model</i> Pada Pengujian di Poin 4.7.12.6 .....	106
Tabel 4.88 Perbandingan Keseluruhan Hasil DNN Pada <i>Train Test Split</i> .....	107
Tabel 4.89 Perbandingan Keseluruhan Hasil Pengujian <i>Unseen</i> Pada Poin 4.7.12.7 hingga 4.7.12.10 .....	108

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Aritmia merupakan penyakit jantung yang disebabkan oleh tidak normalnya impuls elektrik pada jantung sehingga menyebabkan irama jantung menjadi tidak normal baik menjadi cepat atau lambat kemudian menjadi normal maupun kelainan gelombang pada irama jantung. Gangguan terhadap irama jantung maupun perubahan pola morfologi jantung dapat menjadi suatu indikasi terhadap beberapa patologi. Pada dunia kedokteran, hal ini dapat dilakukan analisa dan diagnosa dengan menggunakan gelombang sinyal elektrokardiogram[1]–[3].

Elektrokardiogram (EKG) merupakan teknik merekam sinyal dari aktivitas listrik jantung yang merepresentasikan pergerakan jantung berdasarkan periode waktu[4], [5]. Sinyal EKG menjadi peranan penting dalam mendeteksi penyakit jantung seperti aritmia dikarenakan sinyal EKG dapat merepresentasikan keadaan jantung. Untuk mempelajari sinyal EKG, terdapat enam komponen utama yaitu gelombang P, gelombang Q, gelombang R, gelombang S, gelombang T, dan gelombang U. Keenam gelombang utama tersebut menyatu berurutan dan menjadi satu beat sinyal jantung. Pada dunia kardiologi, sinyal ekg ini memiliki kemiripan antara satu sama lain dengan kasus penyakit yang berbeda. Sehingga hal ini perlu dianalisa secara seksama untuk kualitas dan penyembuhan yang baik[6], [7]. Selain cenderung memiliki kemiripan, sinyal EKG juga sering terganggu dengan adanya derau. Derau pada sinyal EKG menyebabkan berubahnya suatu kandungan sinyal menjadi tidak semestinya. Tipe derau yang sering ada pada sinyal EKG antara lain gangguan alat listrik mesin EKG, gangguan White Gaussian Noise (WGN), gangguan Elektromiografi, baseline wander, motion artifacts, dan lain-lain[8].

Dalam hal melakukan analisa secara komprehensif, pada beberapa dekade terakhir telah dikembangkan algoritma *denoising* dan klasifikasi EKG secara otomatis[9]. Pada penelitian beberapa tahun terakhir, telah banyak dilakukan

penelitian dengan menggunakan metode *deep-learning* untuk melakukan klasifikasi ekg terhadap aritmia. Beberapa penelitian dengan akurasi tinggi seperti metode *Convolutional Neural Network* (CNN)[10], *Deep Belief Network* (DBN)[11], adapun penelitian menggunakan *Deep Neural Network* (DNN) dengan denoising sinyal secara learning menggunakan *Denoising Autoencoder* (DAE)[12]. Pada penelitian ini, penulis mengajukan penelitian dengan menggunakan metode DNN sebagai metode klasifikasi dengan penghilang derau menggunakan DAE yang dipadukan pembuatan fitur mandiri untuk target denoising menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) serta Autoencoder sebagai fitur ekstraksi terhadap sinyal EKG. Hal ini penulis ajukan dikarenakan penggunaan DAE mengharuskan memiliki sinyal target sebagai acuan *learning*, sehingga diharapkan proses penghilangan derau dapat menggunakan proses *learning* tanpa terhalang ketidakhadiran sinyal target.

## **1.2. Tujuan dan Manfaat**

### **1.2.1. Tujuan**

Tujuan dari penulisan Tugas Akhir ini, yaitu :

1. Menghilangkan derau pada sinyal EKG dengan metode *deep-learning* yaitu *autoencoder* dengan membuat sinyal target mandiri untuk proses *learning* pada *autoencoder* dengan menggunakan *Discrete Wavelet Transform*.
2. Membuat model untuk klasifikasi sinyal jantung menggunakan metode *Deep Neural Network* pada kasus *imbalance data*.



### 1.2.2. Manfaat

Manfaat yang didapat dari penulisan Tugas Akhir ini, yaitu :

1. Membuat sinyal target untuk pembelajaran secara mandiri untuk mempermudah dalam melakukan penghilangan derau pada saat *pre-processing* data dengan metode *denoising autoencoder*.
2. Melakukan klasifikasi sinyal jantung dalam mendeteksi penyakit aritmia dengan metode *deep neural network* dengan capaian dalam mempermudah peran dokter dalam melakukan diagnosa penyakit jantung.

### 1.3. Perumusan dan Batasan Masalah

#### 1.3.1. Perumusan Masalah

Rumusan Masalah yang ada pada tugas akhir ini yaitu melakukan penghilangan derau pada sinyal EKG aritmia menggunakan metode *Denoising Autoencoder* dengan sinyal target pembelajaran mandiri menggunakan *Discrete Wavelet Transform*, serta melakukan klasifikasi beat pada sinyal EKG aritmia dengan menggunakan metode *Deep Neural Network*.

#### 1.3.2. Batasan Masalah

Penelitian Tugas Akhir ini memiliki batasan masalah dalam pengerjaanya sebagai berikut:

1. Penelitian hanya sampai melakukan simulasi dengan cara melakukan program menggunakan bahasa *python*.
2. Penelitian ini memiliki keluaran nilai dari hasil komputasi yaitu akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, persentase *error*, dan *F1-score*.

## **1.4. Metodologi Penelitian**

Penerapan metodologi yang ada pada penelitian ini akan melewati beberapa tahapan sebagai berikut:

### **1.4.1. Tahap Pertama (Akuisisi Data)**

Pada tahap pertama, penulis melakukan akuisisi data. Akuisisi data yang dilakukan penulis adalah mengubah bentuk data awal untuk diekstraksi sehingga mendapatkan sinyal EKG yang tersimpan didalamnya.

### **1.4.2. Tahap Kedua (Pembuatan Sinyal Target)**

Pada tahap kedua, berdasarkan literature yang penulis pelajari dalam membuat penelitian ini, penulis membutuhkan sinyal target EKG sebelum memasuki tahap DAE. Sehingga penulis membuat sinyal target dengan menggunakan *discrete wavelet transform* yang telah umum digunakan dalam pembersihan sinyal dari noise dengan menggunakan band pass filter.

### **1.4.3. Tahap Ketiga (Denoising dan Reduksi)**

Pada tahap ketiga, setelah penulis memiliki data pada tahap kedua, maka data telah siap untuk masuk kedalam *pre-processing* dengan menggunakan *Denoising Auto Encoder* dalam menghilangkan noise, serta melakukan reduksi fitur setelahnya dengan teknik *Autoencoder*.

#### **1.4.4. Tahap keempat (Klasifikasi, Pengujian, dan Validasi)**

Pada tahap keempat, penulis melakukan pengujian terhadap model yang telah dibuat. Hal ini dilakukan untuk mengukur performa dan kinerja dari model dalam melakukan komputasi dengan capaian nilai kerja yang diharapkan.

#### **1.4.5. Tahap Kelima (Hasil dan Analisa)**

Pada tahap kelima, penulis melakukan analisa terhadap hasil pengujian model yang telah dibuat, sehingga hasil analisa dapat menjadi referensi dalam penelitian yang berkaitan pada Tugas Akhir ini kedepannya.

#### **1.4.6. Tahap Keenam (Penarikan Kesimpulan dan Saran)**

Pada tahap keenam, penulis akan menarik kesimpulan dan saran berdasarkan data analisa yang dibuat, sehingga hal ini dapat membantu penelitian selanjutnya sebagai referensi ketika melakukan penelitian yang berkaitan dengan Tugas Akhir ini.

### **1.5. Sistematika Penulisan**

Untuk membuat susunan Tugas Akhir ini menjadi tersusun dan mempermudah pengerjaannya, adapun dibuat sistematika penulisan Tugas Akhir ini sebagai berikut:

## **BAB I – PENDAHULUAN**

Pada bab satu ini menjelaskan hal-hal yang melandaskan penelitian yang dibuat dalam Tugas Akhir. Pembahasan pada bab satu ini ada pada Latar Belakang,

Tujuan dan Manfaat, Perumusan dan Batasan Masalah, Metode Penelitian, hingga Sistematika Penulisan.

## **BAB II – TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bab dua ini menjelaskan Landasan Dasar Teori, Cara dan Konsep Kerja, hingga Aturan Dasar yang digunakan untuk memecahkan masalah dalam penelitian serta memperkuat akan validitas dari penelitian yang dibuat.

## **BAB III – METODOLOGI**

Pada bab tiga ini menjelaskan Metodologi dalam penelitian yang digunakan akan dibahas secara rinci tentang teknik, metode, dan alur proses yang dilakukan dalam penelitian.

## **BAB IV – HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pada bab empat ini menampilkan hasil-hasil pengujian, memberikan analisa terhadap masing-masing pengujian serta melakukan pembahasan antara satu analisa dengan analisa lainnya.

## **BAB V – KESIMPULAN DAN SARAN**

Pada bab kelima ini memberikan kesimpulan berdasarkan dari hasil penelitian yang dilakukan pada Tugas Akhir dan juga saran sebagai refrensi untuk penelitian yang berkaitan pada masa mendatang.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. F. Khalaf, M. I. Owis, and I. A. Yassine, "A novel technique for cardiac arrhythmia classification using spectral correlation and support vector machines," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 21, pp. 8361–8368, 2015.
- [2] Q. Qin, J. Li, L. Zhang, Y. Yue, and C. Liu, "Combining low-dimensional wavelet features and support vector machine for arrhythmia beat classification," *Scientific reports*, vol. 7, no. 1, pp. 1–12, 2017.
- [3] Y. F. Xiao, "Cardiac arrhythmia and heart failure: From bench to bedside," *Journal of Geriatric Cardiology*, vol. 8, no. 3, pp. 131–132, 2011, doi: 10.3724/SP.J.1263.2011.00131.
- [4] D. Zhang *et al.*, "An ECG Signal De-Noising Approach Based on Wavelet Energy and Sub-Band Smoothing Filter," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 22, p. 4968, 2019.
- [5] P. N. Malleswari, C. H. Bindu, and K. S. Prasad, "An Investigation on The performance analysis of ECG Signal Denoising using Digital filters and Wavelet Family."
- [6] K. Hanbay, "Deep neural network based approach for ECG classification using hybrid differential features and active learning," *IET Signal Processing*, vol. 13, no. 2, pp. 165–175, 2018.
- [7] R. Partan, "Cardiac arrhythmias classification using deep neural networks and principle component analysis algorithm," *Int. J. Advance Soft Compu. Appl*, vol. 10, no. 2, 2018.
- [8] P. Singh and G. Pradhan, "Variational mode decomposition based ECG denoising using non-local means and wavelet domain filtering," *Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine*, vol. 41, no. 4, pp. 891–904, 2018.
- [9] N. Jannah and S. Hadjiloucas, "A comparison between ECG beat classifiers using multiclass SVM and SIMCA with time domain PCA feature reduction," in *2017 UKSim-AMSS 19th International Conference on Computer Modelling & Simulation (UKSim)*, 2017, pp. 126–131.
- [10] D. Li, J. Zhang, Q. Zhang, and X. Wei, "Classification of ECG signals based on 1D convolution neural network," in *2017 IEEE 19th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom)*, 2017, pp. 1–6.
- [11] G. Sayantan, K. P. Kien, and V. K. Kadambari, "Classification of ECG beats using deep belief network and active learning," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 56, no. 10, pp. 1887–1898, Oct. 2018, doi: 10.1007/s11517-018-1815-2.



- [12] S. Nurmaini, A. Darmawahyuni, A. N. Sakti Mukti, M. N. Rachmatullah, F. Firdaus, and B. Tutuko, "Deep Learning-Based Stacked Denoising and Autoencoder for ECG Heartbeat Classification," *Electronics*, vol. 9, no. 1, p. 135, 2020.
- [13] W. Jatmiko *et al.*, *Teknik Biomedis: Teori dan Aplikasi*. 2012.
- [14] A. J. Moss, P. J. Schwartz, R. S. Crampton, E. Locati, and E. Carleen, "The long QT syndrome: a prospective international study.," *Circulation*, vol. 71, no. 1, pp. 17–21, 1985.
- [15] M. Aqil, A. Jbari, and A. Bourouhou, "ECG Signal Denoising by Discrete Wavelet Transform," *Int. J. Online Eng.*, vol. 13, pp. 51–68, 2017.
- [16] G. Lannoy, B. Frénay, M. Verleysen, and J. Delbeke, "Supervised ECG Delineation Using the Wavelet Transform and Hidden Markov Models," in *IFMBE Proceedings*, vol. 22, 2009, pp. 22–25.
- [17] A. Gacek and W. Pedrycz, "ECG Signal Processing, Classification and Interpretation," 2012, pp. 47–77.
- [18] A. Peterkova and M. Stremy, "The raw ECG signal processing and the detection of QRS complex," in *IEEE European modelling symposium*, 2015, pp. 80–85.
- [19] Y.-F. Xiao, "Cardiac arrhythmia and heart failure: From bench to bedside," *Journal of Geriatric Cardiology: JGC*, vol. 8, no. 3, p. 131, 2011.
- [20] M. G. Tsipouras, D. I. Fotiadis, and D. Sideris, "An arrhythmia classification system based on the RR-interval signal," *Artificial intelligence in medicine*, vol. 33, no. 3, pp. 237–250, 2005.
- [21] B. M. Asl, S. K. Setarehdan, and M. Mohebbi, "Support vector machine-based arrhythmia classification using reduced features of heart rate variability signal," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 44, no. 1, pp. 51–64, 2008, doi: <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2008.04.007>.
- [22] A. L. Goldberger *et al.*, "Components of a new research resource for complex physiologic signals," *PhysioBank, PhysioToolkit, and Physionet*, 2000.
- [23] H. H. SUPRIANSYAH and S. Nurmaini, "SEGMENTASI FITUR SINYAL EKG BERDASARKAN DISCRETE WAVELET TRANSFORM DAN WINDOWED ANALYSIS UNTUK PERHITUNGAN QT CORRECTION DENGAN BAZEET'S FORMULA," 2019.
- [24] M. Nabih, E.-S. El-Dahshan, and A. Yahia, "Denoising of Heart Sound Signals Using Discrete Wavelet Transform," *Circuits, Systems, and Signal Processing*, vol. 36, Feb. 2017, doi: 10.1007/s00034-017-0524-7.
- [25] K. Palanisamy, M. M, and S. Yaacob, "ECG Signal Denoising Using Wavelet Thresholding Techniques in Human Stress Assessment," *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, vol. 4, Feb. 2012, doi: 10.15676/ijeei.2012.4.2.9.

- [26] 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.
- [27] A. N. S. MUKTI and S. Nurmaini, “KLASIFIKASI SINYAL EKG MENGGUNAKAN DENOISING AUTOENCODER DAN DEEP NEURAL NETWORK,” 2019.
- [28] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, and Y. Bengio, *Deep learning*, vol. 1, no. 2. MIT press Cambridge, 2016.
- [29] M. A. Nielsen, *Neural networks and deep learning*, vol. 2018. Determination press San Francisco, CA, 2015.
- [30] A. Y. Hannun *et al.*, “Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network,” *Nature medicine*, vol. 25, no. 1, p. 65, 2019.
- [31] S. Shanmuganathan, “Artificial Neural Network Modelling: An Introduction,” vol. 628, 2016, pp. 1–14.
- [32] V. BHAYYU and S. Nurmaini, “KLASIFIKASI BEAT EKG SECARA DEEP LEARNING MENGGUNAKAN AUTOENCODER DAN DEEP NEURAL NETWORK,” 2019.