

**KLASIFIKASI KELAS PENYAKIT JANTUNG
BERDASARKAN SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM
MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK* 1-DIMENSI**



OLEH:

AHMAD FANSYURI

09011281722052

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

**KLASIFIKASI KELAS PENYAKIT JANTUNG
BERDASARKAN SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM
MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK 1-DIMENSI***

TUGAS AKHIR

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



OLEH :

**AHMAD FANSYURI
09011281722052**

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

2021

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI KELAS PENYAKIT JANTUNG BERDASARKAN SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK 1-DIMENSI

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat

Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

Oleh:

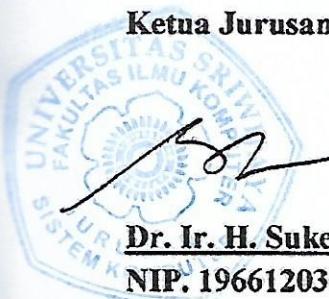
AHMAD FANSYURI

09011281722052

Indralaya, Juli 2021

Mengetahui,

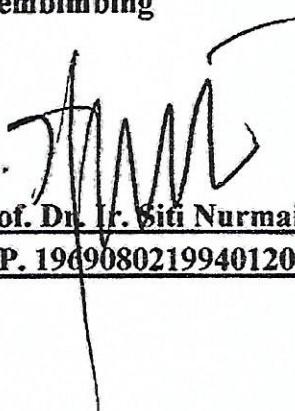
Ketua Jurusan Sistem Komputer



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

NIP. 196612032006041001

Pembimbing



Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.

NIP. 196908021994012001

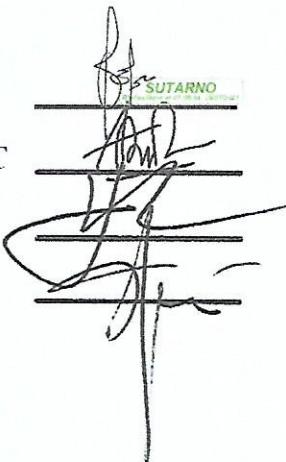
HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Selasa
Tanggal : 22 Juni 2021

Tim Penguji :

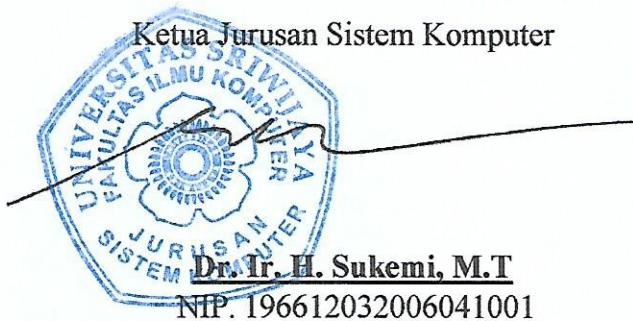
1. Ketua Sidang : Sutarno, S.T., M.T.
2. Sekretaris Sidang : Aditya P.P. Prasetyo, S.Kom., M.T
3. Penguji Sidang : Dr. Erwin, S.Si., M.Si.
4. Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.



SUTARNO
Aditya P.P. Prasetyo
Dr. Erwin, S.Si., M.Si.
Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Ahmad Fansyuri

NIM : 09011281722052

Judul : Klasifikasi Kelas Penyakit Jantung berdasarkan Sinyal Elektrokardiogram menggunakan Metode Convolutional Neural Network 1-Dimensi

Hasil Penyecekan *Software iThenticate/Turnitin* : 10 %

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.



Indralaya, Juli 2021



Ahmad Fansyuri
NIM. 09011281722052

KATA PENGANTAR

Rasa syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT Tuhan Yang Maha Esa pemilik semesta alam beserta isinya atas segala limpahan rahmat dan karunia yang telah diberikan kepada hambanya. Shalawat dan salam juga penulis haturkan kepada Nabi Besar Muhammad SAW, Nabi akhir zaman yang membawa kedamaian, moral, etika, dan menyebarkan syari'at kepada seluruh umat manusia di muka bumi. Begitupun salam dan doa selalu tercurah untuk para *ahlul bait*, *al-musbasysyurun bil Jannah*, serta para *ash-shahabi* yang memperjuangkan islam sebagai agama, ilmu, etika, maupun moral sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini yang berjudul "**KLASIFIKASI KELAS PENYAKIT JANTUNG BERDASARKAN SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK 1-DIMENSI**".

Dalam laporan ini penulis menjelaskan mengenai hasil klasifikasi kelas penyakit jantung menggunakan *Convolutional Neural Network* 1-dimensi untuk mengklasifikasikan kelas *bundle branch block*, *cardiomyopathy*, *dyhsritmia*, *health control*, *hypertrophy*, *myocardial infarction*, *myocarditis*, *valvural heart disease*, dan *heart failure* dengan masing-masing skenario pemodelan serta hasil evaluasi performa tiap skenario percobaan. Penulis berharap agar tulisan ini dapat menggelitik rasa ingin tau orang banyak dan menjadi referensi penelitian berikutnya terutama pada keilmuan kecerdasan buatan di bidang medis.

Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada beberapa pihak atas ide dan saran serta bantuannya dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan rasa syukur kepada Allah SWT. Tuhan Yang Esa yang menguasai langit dan bumi yang membimbing penulis hingga saat ini dan insha allah seterusnya. Serta berterimakasih kepada yang terhormat :

1. Kedua Orang tua, uju, dan seluruh anggota keluarga saya yang sangat saya sayangi, yang telah membesarkan, mendukung, dan mendidik saya dengan kasih sayang dan selalu memberikan semangat dan motivasi dalam hidup penulis.
2. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd., M.T., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
3. Bapak Dr. Ir. H. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah meluangkan waktunya untuk membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
5. Bapak Rossi Passarella, M.Eng. selaku Pembimbing Akademik Jurusan Sistem Komputer.
6. Kak Muhammad Naufal dan Mbak Annisa Darmawahyuni yang selalu memberikan bantuan dan saran untuk penulis.
7. Bapak dan Ibu guru yang telah menurunkan ilmu pengetahuan nya kepada saya sejak pertama kali saya SD hingga sekarang menyelesaikan Pendidikan di S1 Universitas Sriwijaya.
8. Abang baba, jodi, faris nabil arsyad, Rizki yang selalu membuat semangat saya bergejolak untuk menyelesaikan laporan ini.
9. Teman-teman saya Jordi, Yasmin, Lora, Uung, Intan, Fikri, dan Putra yang selalu openhouse ketika saya ingin ke rumah mereka untuk menyelesaikan laporan tugas akhir maupun menghilangkan kebosanan penulis.
10. Teman – teman SMA dan seangkatan SK17.
11. Teman – teman seperjuangan di Intelligent System Research Group.
12. Berby Febriana Audrey sebagai adik tingkat yang selalu membantu saya walaupun lebih banyak saya yang membantu beliau.
13. Denty Octavia sebagai teman kosan yang selalu “memecut” saya untuk mengerjakan tugas akhir.

14. Teman-teman saya di grup Sentolop yang tidak dapat saya sebutkan satu-satu atas semua fasilitas seperti informasi, barang-barang, serta tebangan untuk penulis.

Penulis menyadari bahwa laporan ini jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan penulis agar penulisan laporan ini dapat menjadi lebih baik lagi dan dapat dijadikan sebagai sumber referensi yang bermanfaat bagi semua pihak.

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 pikiran dalam peningkatan mutu pembelajaran dan penelitian.

Indralaya, Juni 2021

Penulis,

Ahmad Fansyuri

NIM. 09011281722052

CLASSIFICATION OF HEART DISEASE BASED ON ELECTROCARDIOGRAM SIGNAL USING 1-DIMENSIONAL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK METHOD

AHMAD FANSYURI (09011281722052)

*Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Siwijaya
University*
Email: effanhatta@gmail.com

ABSTRACT

Heart disease can be identified based on the pattern of electrical current activity in the heart using an electrocardiogram. The data generated through the electrocardiogram will be in the form of a signal that represents the human heartbeat or is called an electrocardiograph. This study aims to classify classes of heart disease based on the signal morphology of each class using the convolutional neural network method. Based on previous studies, the 1-dimensional CNN method has advantages because it has feature extraction or feature learning in the learning process. In this study, the ECG signal classification process will be divided into five scenarios, with the first four scenarios dividing the signal segmentation into 1000 nodes, 2000 nodes, 3000 nodes, and 4000 nodes. Then in scenario five using 2000 nodes segmentation with the addition of three new datasets, each of which is the China Physiological Signal Challenge 2018, MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database, BIDMC Congestive Heart Failure Database. From the 5th experimental scenario, the best performance results in training data fold 9 with accuracy, sensitivity, specificity, precision, F1 score, and error which are 100.00%, 99.98%, 100.00%, 100.00% and 0.00%, respectively.

Keywords: Electrocardiogram (ECG), Classification, PTBDB, Deep Learning, Convolutional Neural Network

**KLASIFIKASI KELAS PENYAKIT JANTUNG BERDASARKAN SINYAL
ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN METODE
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK 1-DIMENSI**

AHMAD FANSYURI (09011281722052)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya
Email: effanhatta@gmail.com

ABSTRAK

Penyakit jantung dapat diidentifikasi berdasarkan pola aktifitas arus listrik pada jantung menggunakan Elektrokardiogram. Data yang dihasilkan melalui elektrokardiogram akan berbentuk sinyal yang merepresentasikan detak jantung manusia atau disebut elektrokardiograf. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kelas penyakit jantung berdasarkan morfologi sinyal masing-masing kelas menggunakan metode *convolutional neural network*. Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya metode CNN 1-dimensi memiliki kelebihan dikarenakan memiliki fitur ekstraksi atau pembelajaran fitur pada proses pembelajarannya. Pada penelitian ini proses klasifikasi sinyal EKG akan dibagi menjadi lima skenario, dengan empat skenario pertama segmentasi sinyal dibagi masing-masing terdiri dari 1000 nodes, 2000 nodes, 3000 nodes, dan 4000 nodes. Lalu pada skenario lima menggunakan segmentasi 2000 nodes dengan penambahan tiga dataset baru, masing-masing ialah *the china physiological signal challenge 2018*, *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*, *BIDMC Congestive Heart Failure Database*. Dari skenario percobaan ke-5 didapatkan hasil kinerja terbaik pada pelatihan data fold 9 dengan akurasi, sensitivitas, spesifitas, presisi, F1 score, dan error yang masing-masing adalah 100.00%, 99.98%, 100.00%, 100.00% dan 00.00%.

Kata Kunci: Electrocardiogram (ECG), Classification, Atrial Fibrillation, Deep Learning, Convolutional Neural Network

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	ii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL.....	xiv
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Pendahuluan.....	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 Tahapan Pertama (Persiapan data)	4
1.4.2 Tahap Kedua (Pengolahan data)	4
1.4.3 Tahapan Ketiga (Klasifikasi)	4
1.4.4 Tahapan Keempat (Analisa).....	5
1.5 Sistematika Penulisan.....	5
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Elektrokardiogram	7
2.2 Transformasi <i>Wavelet</i> Diskrit.....	8
2.3 Convolutional Neural Network.....	9

2.4	K-Fold Cross-Validation.....	14
2.5	Model Evaluasi.....	14
2.5.1	Akurasi	15
2.5.2	Sensitivitas.....	15
2.5.3	Spesifisitas.....	15
2.5.4	Presisi	15
2.5.5	F1 Score.....	16
2.5.6	Error.....	16
	BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	17
3.1	Kerangka Kerja.....	17
3.2	Persiapan Data.....	18
3.2.1	PTB Diagnostic ECG Database	20
3.3	BIDMC <i>Congestive Heart Failure Database</i>	22
3.4	MIT-BIH <i>Normal Sinus Rhythm Database</i>	23
3.5	The China Physiological Signal Challenge 2018.....	24
3.6	Pra Pengolahan Data.....	25
3.6.1	Denoising dan Baseline Wander Removal.....	26
3.6.2	Normalisasi.....	28
3.6.3	Segmentasi Fitur.....	30
3.7	Bagi Data Latih dan Data Uji.....	30
3.7.1	Spliting	30
3.7.2	K-Fold Cross-Validation.....	31
3.8	Klasifikasi dengan Metode Convolutional Neural Network.....	31
	BAB 4 HASIL DAN ANALISA	35
4.1	Pendahuluan.....	35
4.2	Hasil Normalisasi Sinyal	35
4.3	Hasil Denoising Sinyal dan Baseline Wander Removal.....	36
4.4	Hasil Segmentasi Sinyal.....	37

4.5	Hasil Klasifikasi	38
4.5.1	Percobaan 1	40
4.5.2	Percobaan 2	45
4.5.3	Percobaan 3	51
4.5.4	Percobaan 4	57
4.5.5	Percobaan 5	62
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		67
5.1	Kesimpulan.....	67
5.2	Saran.....	68
DAFTAR PUSTAKA.....		69

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Morfologi SInyal jantung.....	7
Gambar 2.2 Arsitektur CNN Orde-1 [17]	10
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	18
Gambar 3.2 Distribusi Sembilan Kelas PTB-DB.....	19
Gambar 3.3 Morfologi Sinyal pada Dataset PTBDB	22
Gambar 3.4 Morfologi Sinyal Heart Failure pada Dataset BIDMC	23
Gambar 3.5 Morfologi Sinyal Normal pada Dataset MIT-BIH Normal Sinus Rhythm.	24
Gambar 3.6 Morfologi Sinyal China Challenge.....	25
Gambar 3.7 Diagram Alir Pra Pengolahan.....	26
Gambar 3.8 (a) Sinyal Sebelum DWT dan (b) Sinyal Sesudah DWT	28
Gambar 3.9 (a) Sebelum Normalisasi dan (b) Sesudah Normalisasi	29
Gambar 3.10 Proses Segmentasi Sinyal.....	30
Gambar 3.11 Proses Splitting	31
Gambar 3.12 Proses K-Fold.....	31
Gambar 3.13 Diagram Alur Klasifikasi	32
Gambar 4.1 (a) Sebelum Normalisasi dan (b) Sesudah Normalisasi	36
Gambar 4.2 Sebelum Denoising (a) dan (b) Sesudah Denoising	37
Gambar 4.3 Hasil Segmentasi Sinyal (a) 1000 Nodes (b) 2000 Nodes (c) 3000 Nodes (d) 4000 Nodes.....	38
Gambar 4.4 Grafik Akurasi dan Loss (Splitting) Data Pelatihan dan Pengujian Percobaan 1	40
Gambar 4.5 (a) Grafik Akurasi dan (b) Grafik Loss (Fold 2) Pelatihan dan Validasi....	44
Gambar 4.6 Grafik Akurasi dan Loss (Splitting) Data Pelatihan dan Pengujian Percobaan 2	46
Gambar 4.7 (a) Grafik Akurasi dan (b) Grafik Loss (Fold 6) Pelatihan dan Validasi....	49
Gambar 4.8 Grafik Akurasi dan Loss (Splitting) Data Pelatihan dan Pengujian Percobaan 3	51
Gambar 4.9 (a) Grafik Akurasi dan (b) Grafik Loss (Fold 5) Pelatihan dan Validasi....	55
Gambar 4.10 Grafik Akurasi dan Loss (Splitting) Data Pelatihan dan Pengujian Percobaan 4.....	57
Gambar 4.11 (a) Grafik Akurasi dan (b) Grafik Loss (Fold 8) Pelatihan dan Validasi..	61

Gambar 4.12 (a) Grafik Akurasi dan (b) Grafik Loss (Fold 8) Pelatihan dan Validasi.. 64

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Confusion Matrix.....	14
Tabel 3.1 Deskripsi Dataset	18
Tabel 3.2 Deskripsi Dataset PTB Diagnostic Database.....	20
Tabel 3.3 Jenis Sinyal dan Label Dataset PTBDB.....	21
Tabel 3.4 Hasil Penghitungan Rata-Rata Fungsi Wavelet.....	27
Tabel 3.5 Arsitektur CNN Orde-1	33
Tabel 4.1 Skenario Percobaan	39
Tabel 4.2 Confusion Matrix (Splitting) Data Pelatihan dan Pengujian Percobaan 1	40
Tabel 4.3 Confusion Matrix (Splitting) Data Pengujian Percobaan 1	40
Tabel 4.4 Evaluasi Performa (Spliting) Data Pelatihan Percobaan 1	41
Tabel 4.5 Evaluasi Performa (Spliting) Data Pengujian Percobaan 1	41
Tabel 4.6 Evaluasi Performa (K-Fold) Data Pelatihan Percobaan 1	42
Tabel 4.7 Evaluasi Performa (K-Fold) Data Pengujian Percobaan 1	42
Tabel 4.8 Confusion Matrix (Fold 2) Data Pelatihan Percobaan 1	44
Tabel 4.9 Confusion Matrix (Fold 2) Data Pengujian Percobaan 1	44
Tabel 4.10 Evaluasi Performa (Fold 2) Data Pelatihan Percobaan 1.....	44
Tabel 4.11 Evaluasi Performa (Fold 2) Data Pengujian Percobaan 1.....	45
Tabel 4.12 Confusion Matrix (Splitting) Data Pelatihan Percobaan 2.....	46
Tabel 4.13 Confusion Matrix (Splitting) Data Pengujian Percobaan 2.....	46
Tabel 4.14 Evaluasi Performa (Spliting) Data Pelatihan Percobaan 2.....	47
Tabel 4.15 Evaluasi Performa (Spliting) Data Pelatihan Percobaan 2.....	47
Tabel 4.16 Evaluasi Performa (K-Fold) Data Pelatihan Percobaan 2.....	48
Tabel 4.17 Evaluasi Performa (K-Fold) Data Pengujian Percobaan 2.....	48
Tabel 4.18 Confusion Matrix (Fold 6) Data Pelatihan Percobaan 2.....	50
Tabel 4.19 Confusion Matrix (Fold 6) Data Pengujian Percobaan 2.....	50
Tabel 4.20 Evaluasi Performa (Fold 6) Data Pelatihan Percobaan 2.....	50
Tabel 4.21 Evaluasi Performa (Fold 3) Data Pengujian Percobaan 2.....	51
Tabel 4.22 Confusion Matrix (Splitting) Data Pelatihan Percobaan 3.....	52
Tabel 4.23 Confusion Matrix (Splitting) Data Pengujian Percobaan 3.....	52
Tabel 4.24 Evaluasi Performa (Spliting) Data Pelatihan Percobaan 3.....	52
Tabel 4.25 Evaluasi Performa (Spliting) Data Pengujian Percobaan 3.....	53
Tabel 4.26 Evaluasi Performa (K-Fold) Data Pelatihan Percobaan 3.....	53

Tabel 4.27 Evaluasi Performa (K-Fold) Data Pengujian Percobaan 3.....	54
Tabel 4.28 Confusion Matrix (Fold 5) Data Pelatihan Percobaan 3.....	55
Tabel 4.29 Confusion Matrix (Fold 5) Data Pengujian Percobaan 3.....	55
Tabel 4.30 Evaluasi Performa (Fold 5) Data Pelatihan Percobaan 3.....	56
Tabel 4.31 Evaluasi Performa (Fold 5) Data Pengujian Percobaan 3.....	56
Tabel 4.32 Confusion Matrix (Splitting) Data Pelatihan Percobaan 4.....	57
Tabel 4.33 Confusion Matrix (Splitting) Data Pengujian Percobaan 4.....	57
Tabel 4.34 Evaluasi Performa (Spliting) Data Pelatihan Percobaan 4.....	58
Tabel 4.35 Evaluasi Performa (Spliting) Data Pengujian Percobaan 4.....	58
Tabel 4.36 Evaluasi Performa (K-Fold) Data Pelatihan Percobaan 4.....	59
Tabel 4.37 Evaluasi Performa (K-Fold) Data Pengujian Percobaan 4.....	59
Tabel 4.38 Confusion Matrix (Fold 8) Data Pelatihan Percobaan 4.....	61
Tabel 4.39 Confusion Matrix (Fold 8) Data Pengujian Percobaan 4.....	61
Tabel 4.40 Evaluasi Performa (Fold 8) Data Pelatihan Percobaan 4.....	61
Tabel 4.41 Evaluasi Performa (Fold 8) Data Pengujian Percobaan 4.....	62
Tabel 4.42 Evaluasi Performa (K-Fold) Data Pengujian Percobaan 5.....	63
Tabel 4.43 Confusion Matrix (Fold 8) Data Pelatihan Percobaan 5.....	64
Tabel 4.44 Confusion Matrix (Fold 8) Data Pengujian Percobaan 5.....	65
Tabel 4.45 Confusion Matrix (Fold 8) Unseen Data Percobaan 5.....	65
Tabel 4.46 Evaluasi Performa (Fold 8) Data Pelatihan Percobaan 5.....	65
Tabel 4.47 Evaluasi Performa (Fold 8) Data Pengujian Percobaan 5.....	66
Tabel 4.48 Evaluasi Performa (Fold 8) Pengujian pada Unseen Data Percobaan 5.....	66

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Pendahuluan

Identifikasi dan diagnosis sedini mungkin penting untuk mencegah komplikasi jantung seperti aritmia, gagal jantung, dan kematian[1]. Elektrokardiogram (EKG) adalah tes kesehatan untuk mendeteksi kelainan jantung dengan mengukur arus listrik lemah aktifitas jantung[2]. Hal ini dapat dilihat pada perubahan nilai tegangan atau arus pun keduanya secara sesaat maupun dengan jangka waktu tertentu. Penelitian untuk mengidentifikasi pola sinyal elektrokardiogram (EKG) dan mengklasifikasikan jenis aritmia sinyal sangat bergantung pada fitur-fitur yang diekstrak dari sinyal[3].

Satu sinyal EKG terdiri dari beberapa denyut dan masing-masing denyut EKG mengandung gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T[2]. Setiap puncak (P, Q, R, S, T, dan U), interval (PR, RR, QRS, ST, dan QT) dan segmen (PR dan ST) dari sinyal EKG memiliki amplitudo normal atau nilai durasi. Puncak, interval, dan segmen disebut fitur EKG. Data EKG didapat dengan cara elektroda ditempelkan ke tubuh pasien. Pada pasien yang dirujuk ke rumah sakit dengan dugaan sindrom coroner akut, Elektrokardiografi (EKG) menjadi panduan serta pembeda yang penting untuk perawatan yang lebih lanjut penderita dan perubahan segment ST menjadi prinsip dasar penanda untuk tujuan tersebut[4].

Secara tradisional identifikasi pola pada sinyal EKG sangatlah bergantung pada fitur-fitur yang diekstrak dari sinyal[3]. Fitur yang diekstraksi tersebut terdiri dari fitur statistik, fitur pemrosesan, dan fitur medis, yang dibutuhkan optimasi untuk mendapatkan akurasi tinggi[5]. Sinyal-sinyal diperoleh sebagai bentuk respon instrumental peralatan analitik yang dipengaruhi oleh *noise*. *Noise* menurunkan akurasi dan ketepatan analisis, dan itu juga mengurangi batas deteksi dari teknik instrumental. Ada beberapa cara pendekatan yang berbeda untuk *denoising* sinyal dan salah satu yang terbaru adalah metode transformasi *wavelet*[6].

Wavelet termasuk anggota baru di fungsi-fungsi basis, yang memiliki domain waktu dan domain frekuensi[7]. Karena karakternya, maka representasi sinyal dalam domain wavelet tersebar dan memungkinkan kompresi sinyal dan denoising[8]. Tahap utama sinyal *denoising* adalah dekomposisi sinyal, mencari nilai *thresholding* dengan cara mengeliminasi nilai koefisien yang kecil, lalu rekonstruksi sinyal[6]. Adapun salah satu pendekatan untuk melakukan klasifikasi adalah menggunakan machine learning. Adapun Batasan atau kelemahan dari *machine learning* seluruh fitur harus diekstraksi atau didefinisi secara manual. Untuk mengatasi tersebut dapat digunakan *deep learning*[9].

Salah satu metode *deep learning* adalah *Convolutional Neural Network*. *Convolutional neural network* terdiri dari dua komponen. Komponen pertama adalah fitur pengenal dimana fitur tersebut berasal dari data masukan yang dipelajari secara otomatis[10]. Komponen kedua terhubung sepenuhnya ke multi-layer perceptron (MLP) yang melakukan klasifikasi berdasarkan awal fitur yang dipelajari[11], [12].

Berdasarkan penjelasan di atas, pada pra-proposal tugas akhir ini akan membahas tentang bagaimana mengklasifikasi penyakit jantung berdasarkan kelas-kelasnya, yang dalam hal ini diberi judul “**Klasifikasi Kelas Penyakit Jantung Berdasarkan Sinyal Elektrokardiogram Menggunakan Metode Convolutional Neural Network 1-Dimensi**”.

1.2 Tujuan dan Manfaat

1.2.1 Tujuan

Tujuan dari penulisan Tugas Akhir ini, yaitu :

1. Membangun model untuk mengklasifikasikan penyakit jantung dengan memantau lead-II EKG menggunakan Convolutional Neural Network (CNN).
2. Membandingkan dan mendapatkan hasil *training* dan *testing* yang optimal.

1.2.2 Manfaat

Manfaat dari penulisan Tugas Akhir ini, yaitu :

1. Memperoleh model deep learning untuk merekognisi dan mengklasifikasikan kelas penyakit jantung secara optimal berdasarkan sinyal pada lead-II.
2. Memperoleh hasil klasifikasi dari input sinyal elektrokardiografi yang sesuai kelasnya.

1.3 Perumusan dan Batasan Masalah

1.3.1 Perumusan Masalah

Adapun perumusan masalah dari penulisan Proposal Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana membangun model klasifikasi untuk mendeteksi penyakit jantung dengan menggunakan CNN ?
2. Bagaimana hasil sinyal dari *training* dan *testing* tiap skenario segmentasi menggunakan *convolutional neural network* 1-dimensi ?
3. Bagaimana hasil model dan *unseen data* pada model jika ditambahkan dataset baru ?

1.3.2 Batasan Masalah

Batasan masalah dari penulisan Tugas Akhir ini, yaitu :

1. Dataset yang digunakan adalah *Physikalisch-Technische Bundesanstalt (PTB) Database*.
2. Penelitian ini hanya sebatas simulasi program dengan bahasa pemrograman *Python*.
3. Bagian yang diobservasi adalah signal lead-II tiap rekaman data sinyal yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan data EKG.

4. Dataset yang digunakan untuk penambahan kelas dan penambahan fitur adalah BIDMC *Congestive Heart Failures*, BIT-MIH *Normal Sinus Arrhythmia*, dan *The China Physiological Signal Challenge 2018*.
5. Output yang dihasilkan dari penelitian ini hanya berupa nilai akurasi yang digunakan sebagai tolak ukur untuk melihat tingkat kecocokan hasil klasifikasi dengan label.

1.4 Metodologi Penelitian

Metode penelitian dari Tugas Akhir ini, yaitu :

1.4.1 Tahapan Pertama (Persiapan data)

Dataset yang digunakan pada penelitian ini didapatkan dari situs resmi Physionet, antara lain: *Physikalisch-Technische Bundesanstalt (PTB) Database*, BIDMC *Congestive Heart Failures*, dan MIT-BIH *Normal Sinus Arrhythmia*. Sedangkan dataset *The China Physiological Challenge 2018* didapatkan dari situs resmi konferensi internasional teknik biomedik dan bioteknologi.

1.4.2 Tahap Kedua (Pengolahan data)

Pada metode ini melakukan denoising dengan cara menghitung snr, menganalisa grafik hasil *Discrete Wavelet Transform* tiap *Mother Wavelet*, lalu menggunakan *Mother Wavelet* yang cocok dengan dataset PTBDB. Lalu disegmentasi per beat dengan spesifikasi 651 Nodes dan diberi label tiap kelas penyakit jantung.

1.4.3 Tahapan Ketiga (Klasifikasi)

Tahapan ini merupakan tahap inti dari penelitian. Keluaran dari tahapan ini adalah hasil klasifikasi yang berupa nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi dan F1. Metode klasifikasi yang digunakan adalah CNN orde-1.

1.4.4 Tahapan Keempat (Analisa)

Tahap ini dilakukan dengan mengambil dan menganalisa data hasil pengujian dengan cara mengevaluasi data matriks konfusi dan hasil klasifikasi untuk melihat performa model yang telah dirancang. Lalu menarik kesimpulan dari analisa untuk selanjutnya menjadi bahan referensi penelitian selanjutnya.

1.5 Sistematika Penulisan

Dalam mempermudah penyusunan Tugas Akhir ini dan juga membuat isi dari setiap bab yang ada pada Tugas Akhir ini lebih jelas, maka dibuat sistematika penulisan sebagai berikut :

BAB I – PENDAHULUAN

Dalam mempermudah penyusunan Tugas Akhir ini dan juga membuat isi dari setiap bab yang ada pada Tugas Akhir ini lebih jelas, maka dibuat sistematika penulisan sebagai berikut :

BAB I – PENDAHULUAN

Sebagai fundamental penelitian, bab ini membahas tentang latar belakang masalah, tujuan dan manfaat, perumusan dan batasan masalah, metode penelitian, dan sistematika penulisan dari penelitian yang dilakukan.

BAB II – TINJAUAN PUSTAKA

Bab berikut menjelaskan dasar teori, konsep dan prinsip dasar yang diperlukan untuk memecahkan masalah dalam penelitian yang dilakukan.

BAB III – METODOLOGI

Metodologi yang digunakan akan dibahas secara rinci tentang teknik, metode, dan alur proses yang dilakukan dalam penelitian.

BAB IV – HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab empat berisi informasi hasil analisis yang diperoleh dari penelitian serta pembahasan terhadap hasil yang telah dicapai meliputi kelebihan dan kekurangan dari penelitian yang telah dilakukan.

BAB V – KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab terakhir berisi kesimpulan yang didasarkan dari hasil penelitian yang telah dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. K. Tripathy, A. Bhattacharyya, and R. B. Pachori, “Localization of Myocardial Infarction from Multi-Lead ECG Signals Using Multiscale Analysis and Convolutional Neural Network,” *IEEE Sens. J.*, vol. 19, no. 23, pp. 11437–11448, 2019, doi: 10.1109/JSEN.2019.2935552.
- [2] 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*, pp. 714–721, 2015, doi: 10.1109/ICACEA.2015.7164783.
- [3] M. Salem, S. Taheri, and J. S. Yuan, “ECG Arrhythmia Classification Using Transfer Learning from 2- Dimensional Deep CNN Features,” *2018 IEEE Biomed. Circuits Syst. Conf. BioCAS 2018 - Proc.*, pp. 1–4, 2018, doi: 10.1109/BIOCAS.2018.8584808.
- [4] B. T. T. Chirag M Lakhani¹ 2, Arjun K Manrai¹, ³, Jian Yang⁴, ⁵, Peter M Visscher^{#4}, ⁵, *, and Chirag J Patel^{#1}, ¹Department, “Monitoring Significant ST Changes through Deep Learning,” *Physiol. Behav.*, vol. 176, no. 3, pp. 139–148, 2019, doi: 10.1016/j.physbeh.2017.03.040.
- [5] S. Hong *et al.*, “ENCASE: An ENsemble ClASSifiEr for ECG classification using expert features and deep neural networks,” *Comput. Cardiol. (2010).*, vol. 44, pp. 1–4, 2017, doi: 10.22489/CinC.2017.178-245.
- [6] L. Pasti, B. Walczak, D. L. Massart, and P. Reschiglian, “Optimization of signal denoising in discrete wavelet transform,” *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, vol. 48, no. 1, pp. 21–34, 1999, doi: 10.1016/S0169-7439(99)00002-7.
- [7] A. Habibi, “Introduction to wavelets,” *Proc. - IEEE Mil. Commun. Conf. MILCOM*, vol. 2, pp. 879–885, 1995, doi: 10.1201/b18057-2.
- [8] C. R. Mittermayr, S. G. Nikolov, H. Hutter, and M. Grasserbauer, “Wavelet denoising of Gaussian peaks: A comparative study,” *Chemom. Intell. Lab.*

- Syst.*, vol. 34, no. 2, pp. 187–202, 1996, doi: 10.1016/0169-7439(96)00026-3.
- [9] A. Peimankar and S. Puthusserypady, “DENS-ECG: A Deep Learning Approach for ECG Signal Delineation,” 2020, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113911.
- [10] 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.
- [11] U. R. Acharya *et al.*, “Automated characterization of coronary artery disease, myocardial infarction, and congestive heart failure using contourlet and shearlet transforms of electrocardiogram signal,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 132, pp. 156–166, 2017, doi: 10.1016/j.knosys.2017.06.026.
- [12] 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.
- [13] J. C. Mannurmath, “MATLAB Based ECG Signal Classification,” *Int. J. Sci. Eng. Technol. Res.*, vol. 3, no. 7, pp. 1946–1951, 2014, doi: 10.1038/mt.2008.39.
- [14] S. Singh, S. K. Pandey, U. Pawar, and R. R. Janghel, “Classification of ECG Arrhythmia using Recurrent Neural Networks,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, no. Iccids, pp. 1290–1297, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.05.045.
- [15] D. Li, J. Zhang, Q. Zhang, and X. Wei, “2017 IEEE 19th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services, Healthcom 2017,” *2017 IEEE 19th Int. Conf. e-Health Networking, Appl. Serv. Heal. 2017*, vol. 2017-Decem, pp. 0–5, 2017.
- [16] A. Bajaj and S. Kumar, “A robust approach to denoise ECG signals based on fractional Stockwell transform,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol.

- 62, p. 102090, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102090.
- [17] R. Banerjee, A. Ghose, and S. Khandelwal, “A novel recurrent neural network architecture for classification of atrial fibrillation using single -lead ECG,” *Eur. Signal Process. Conf.*, vol. 2019-Septe, pp. 1–5, 2019, doi: 10.23919/EUSIPCO.2019.8902936.
- [18] Z. Wang, J. Zhu, T. Yan, and L. Yang, “A new modified wavelet-based ECG denoising,” *Comput. Assist. Surg.*, vol. 24, no. sup1, pp. 174–183, 2019, doi: 10.1080/24699322.2018.1560088.
- [19] L. Su and G. Zhao, “De-noising of ECG signal using translation- Invariant wavelet de-noising method with improved thresholding,” *Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. - Proc.*, vol. 7 VOLS, pp. 5946–5949, 2005, doi: 10.1109/emb.2005.1615845.
- [20] 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, pp. 306–319, 2012.
- [21] H. Lin, S. Liang, Y. Ho, Y. Lin, and H. Ma, “Discrete-wavelet-transform-based noise removal and feature extraction for ECG signals,” vol. 35, pp. 351–361, 2014, doi: 10.1016/j.irbm.2014.10.004.
- [22] 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, doi: 10.1016/j.future.2020.07.021.
- [23] S. Malek, F. Melgani, and Y. Bazi, “One-dimensional convolutional neural networks for spectroscopic signal regression,” *J. Chemom.*, vol. 32, no. 5, pp. 1–17, 2018, doi: 10.1002/cem.2977.
- [24] S. ichi Amari, “Backpropagation and stochastic gradient descent method,” *Neurocomputing*, vol. 5, no. 4–5, pp. 185–196, 1993, doi: 10.1016/0925-2312(93)90006-O.
- [25] S. Du, “Gradient Descent for Non-convex Problems in Modern Machine

- Learning,” 2019.
- [26] C. Krittanawong *et al.*, “Deep learning for cardiovascularmedicine: A practical primer,” *Eur. Heart J.*, vol. 40, no. 25, pp. 2058–2069C, 2019, doi: 10.1093/eurheartj/ehz056.
 - [27] S. Kiranyaz, T. Ince, and M. Gabbouj, “Real-Time Patient-Specific ECG Classification by 1-D Convolutional Neural Networks,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 63, no. 3, pp. 664–675, 2016, doi: 10.1109/TBME.2015.2468589.
 - [28] D. Zou, Y. Cao, D. Zhou, and Q. Gu, “Gradient descent optimizes over-parameterized deep ReLU networks,” *Mach. Learn.*, vol. 109, no. 3, pp. 467–492, 2020, doi: 10.1007/s10994-019-05839-6.
 - [29] Y. Bengio and Y. Granvalet, “No Unbiased Estimator of the Variance of K-Fold Cross-Validation,” *J. Mach. Learn. Res.*, no. 5, pp. 1089–1105, 2004.
 - [30] S. Saud, B. Jamil, Y. Upadhyay, and K. Irshad, “Performance improvement of empirical models for estimation of global solar radiation in India: A k-fold cross-validation approach,” *Sustain. Energy Technol. Assessments*, vol. 40, no. June, p. 100768, 2020, doi: 10.1016/j.seta.2020.100768.
 - [31] D. Pandit, L. Zhang, N. Aslam, C. Liu, and S. Chattopadhyay, “Improved abnormality detection from raw ECG signals using feature enhancement,” *2016 12th Int. Conf. Nat. Comput. Fuzzy Syst. Knowl. Discov. ICNC-FSKD 2016*, pp. 1402–1406, 2016, doi: 10.1109/FSKD.2016.7603383.
 - [32] A. L. Goldberger *et al.*, “Current Perspective,” 2000.
 - [33] A. Darmawahyuni *et al.*, “Deep learning with a recurrent network structure in the sequence modeling of imbalanced data for ECG-rhythm classifier,” *Algorithms*, vol. 12, no. 6, pp. 1–12, 2019, doi: 10.3390/a12060118.
 - [34] D. S. Baim *et al.*, “Survival of patients with severe congestive heart failure treated with oral milrinone,” *J. Am. Coll. Cardiol.*, vol. 7, no. 3, pp. 661–670, 1986, doi: 10.1016/S0735-1097(86)80478-8.

- [35] 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.
- [36] D. Singh and B. Singh, “Investigating the impact of data normalization on classification performance,” *Appl. Soft Comput. J.*, no. xxxx, p. 105524, 2019, doi: 10.1016/j.asoc.2019.105524.
- [37] D. Berrar, “Cross-validation,” vol. 1, pp. 542–545, 2018.
- [38] W. Suartika, Y. Wijaya, Arya, and R. Soelaiman, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101,” *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, pp. 65–69, 2016, doi: 10.12962/j23373539.v5i1.15696.