

OPTIMISASI PARAMETER *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* 1-DIMENSI PADA KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA *GRID SEARCH*

TUGAS AKHIR

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



OLEH :

ALNA YOPA KHOTIMAH

09011181722003

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

HALAMAN PENGESAHAN

OPTIMISASI PARAMETER *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* 1-DIMENSI PADA KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG MENGGUNAKAN ALGORITMA *GRID SEARCH*

TUGAS AKHIR

**Program Studi Sistem Komputer
Jenjang S1**

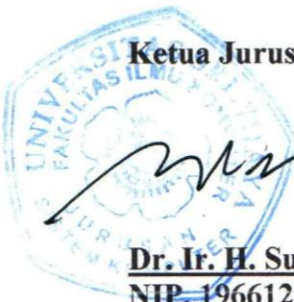
Oleh

**ALNA YOPA KHOTIMAH
09011181722003**

Indralaya, Juni 2021

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer  Pembimbing Tugas Akhir



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

**Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.
NIP. 196908021994012001**

HALAMAN PERSETUJUAN

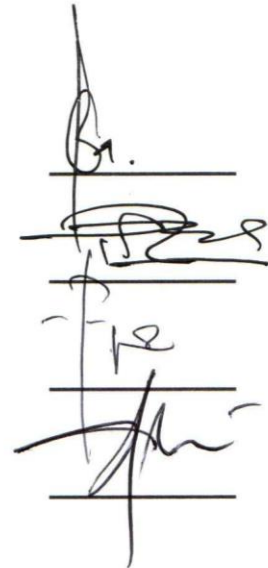
Telah diuji dan lulus pada:

Hari : Selasa

Tanggal : 22 Juni 2021

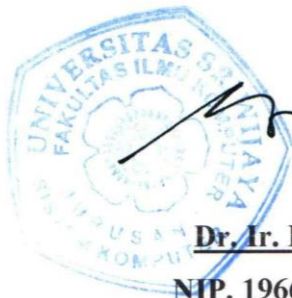
Tim Penguji :

1. Ketua : Sutarno, M.T.
2. Sekretaris : Rendyansyah, M.T.
3. Penguji : Firdaus, M.Kom.
4. Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T



Mengetahui, 5/6/21

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi M.T.

NIP. 196612032006041001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Alna Yopa Khotimah

NIM : 09011181722003

Judul : Optimisasi Parameter *Convolutional Neural Network* 1-Dimensi
Pada Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma *Grid Search*

Hasil pengecekan *Software Turnitin* : 4%

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.



Indralaya, Juni 2021



Alna Yopa Khotimah

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Dengan mengucapkan Alhamdulillahillahirabbil'alamiin, puji syukur penulis panjatkan atas berkat kehadiran Allah Subhanahu Wata'ala yang telah melimpahkan karunia dan rahmat-Nya, sehingga penulis mampu mengerjakan dan menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini yang berjudul **“Optimisasi Parameter *Convolutional Neural Network* 1-Dimensi Pada Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma *Grid Search*.”**

Dalam Tugas Akhir yang penulis buat ini menjabarkan mengenai optimisasi parameter *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi penyakit jantung dengan algoritma *grid search* dimana menggunakan data pasien berupa rekaman elektrokardiogram. Selain itu, penulis juga akan menjabarkan data – data yang diperoleh selama tahap pengujian yang dilakukan. Penulis berharap supaya tulisan ini dapat digunakan sebagai bahan bacaan, referensi untuk para peneliti dan akademisi lainnya yang membahas mengenai topik yang menyerupai untuk diagnosa penyakit jantung sehingga tulisan ini dapat bermanfaat bagi orang banyak.

Dalam kesempatan ini penulis hendak menyampaikan ucapan terima kasih sebesar – besarnya kepada beberapa pihak yang telah memberi dukungan baik berupa ide, saran, maupun dukungan moral yang diberikan. Sehingga penulis mampu menyelesaikan Proposal Tugas Akhir ini. Maka dari itu, penulis dalam kesempatan ini ingin menyampaikan ucapan terima kasih sepenuh hati kepada:

1. Allah SWT, yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini dengan baik dan lancar.
2. Orang tua saya yang saya cintai beserta kedua saudara perempuan saya yang selalu mendoakan kelancaran penulisan, memberikan semangat, dan dukungan lainnya dalam penulisan Tugas Akhir ini.

3. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd. 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 berkenan meluangkan waktunya guna membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
6. Bapak Dr. Erwin, S.Si, M.Si., selaku Pembimbing Akademik di Jurusan Sistem Komputer.
7. Bapak Firdaus, M.Kom., selaku penguji Sidang Tugas Akhir yang telah meluangkan waktu untuk menguji, memberi arahan, dan nasihat kepada penulis mengenai Tugas Akhir yang dikerjakan.
8. Mbak Annisa Darmawahyuni, M.Kom, Kak Naufal Rachmatullah, M.T., dan Mbak Ade Irian Safitri, M.Kom. yang telah memberikan masukan, pelajaran, dukungan dan saran dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
9. Intelligent Systems Research Group (ISYSRG) yang telah menyediakan fasilitas untuk mengerjakan Tugas Akhir ini dan teman-teman team sinyal yang saling menyemangati dan berbagi ilmu selama menyelesaikan Tugas Akhir.
10. Ketua tim sinyal ISYSRG Jannes Effendi yang telah membantu dalam memahami teori, pemrograman, dan mengerjakan masukan selama mengerjakan tugas akhir ini.
11. Putri Wulandari sebagai partner dan teman diskusi dari awal pengerjaan Tugas Akhir ini.

12. Surastino yang selalu menemani, menyemangati, dan memberikan doa selama proses penyelesaian Tugas Akhir.
13. Teman – teman seperjuangan, AAPS (Suci, Annisa, Putri), Gina, Lia, Farhan, dan Juno yang selalu ada dan turut membantu penulis dalam banyak hal terutama dalam penyelesaian Tugas Akhir.
14. Teman – teman dari Kelas A Jurusan Sistem Komputer Reguler Angkatan 2017 maupun pihak – pihak yang terlibat dalam pengerjaan tugas akhir ini yang tidak dapat disebutkan satu – persatu.

Demikian kata pengantar yang dapat penulis berikan. Penulis berharap agar penulisan proposal Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi penulis dan pihak yang membacanya sebagai bahan bacaan bagi pihak yang pada bidang medis khususnya dalam diagnosa penyakit jantung. Penulis menyadari bahwasanya laporan yang di buat masih banyak kekurangan dan jauh dari kata sempurna. Oleh sebab itu, penulis sangat menantikan kritik maupun saran yang membangun supaya penulis dapat memperbaiki laporan ini. Akhir kata, Wa Billahi Taufik Wal Hidayah.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Indralaya, Juni 2021
Penulis,

Alna Yopa Khotimah
NIM. 09011181722003

***Optimization of 1-Dimensional Convolutional Neural Network Parameters In
Heart Disease Classification Using Grid Search Algorithm***

Alna Yopa Khotimah (09011181722003)

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

Email : alnaayopaa@gmail.com

Abstract

Heart disease is a condition where the heart does not work normally so that it can affect the structure and function of the heart itself. One of the medical tests that can be done to detect heart disease is an electrocardiogram (EKG). Errors during diagnosis often occur when the ECG is analyzed manually. However, in recent years the computational processing has been done a lot. In the research conducted, Convolutional Neural Network (CNN) 1-dimensional architecture is able to learn features directly so as to prevent the loss of important features and can improve accuracy. In addition, the optimization method uses a grid search algorithm to optimize the parameters to improve the performance of the proposed architecture. The ECG signal databases used are The PTB Diagnosis and BIDMC Congestive Heart Failure. In this study, classification of heart disease was carried out in 4 classes and 6 classes were tested to obtain the best combination model of the parameters of batch size, learning rate, and epoch. The best combination of parameters in 6 classes is a batch size of 16, a learning rate of 0.0001 and an epoch of 100 with a performance of 99.37% accuracy, 91.91% sensitivity, 99.18% specificity, 95.58% precision, and an F1-score of 93.67%. Then the model was tested using K-Fold with the best model on the 9th fold with an accuracy of 99.50%, sensitivity 92.28%, specificity 99.38%, precision 96.57%, and F1-score of 94.30%.

Keywords : *Electrocardiogram, Classification, Optimization, Convolutional Neural Network, and Grid Search.*

Optimisasi Parameter *Convolutional Neural Network* 1-Dimensi Pada Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma *Grid Search*

Alna Yopa Khotimah (09011181722003)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : alnaayopaa@gmail.com

Abstrak

Penyakit jantung merupakan keadaan dimana jantung tidak bekerja secara normal sehingga dapat berpengaruh terhadap struktur dan fungsi dari jantung itu sendiri. Salah satu tes medis yang dapat dilakukan untuk mendeteksi penyakit jantung yaitu dengan elektrokardiogram (EKG). Kesalahan saat melakukan diagnosis sering terjadi ketika EKG di analisis secara manual. Namun dalam beberapa tahun terakhir proses pengolahannya secara komputasi telah banyak dilakukan. Dalam penelitian yang dilakukan, arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) 1-dimensi yang mampu mempelajari fitur langsung sehingga mencegah hilangnya fitur penting dan mampu meningkatkan akurasi. Selain itu, metode optimisasi menggunakan algoritma *grid search* untuk mengoptimalkan parameter untuk meningkatkan kinerja arsitektur yang diusulkan. Basis data sinyal EKG yang digunakan adalah *The PTB Diagnosis* dan *BIDMC Congestive Heart Failure*. Dalam penelitian ini, klasifikasi penyakit jantung dilakukan pada 4 kelas dan 6 kelas yang diuji untuk memperoleh model kombinasi terbaik dari parameter *batch size*, *learning rate*, dan *epoch*. Kombinasi parameter terbaik pada 6 kelas yaitu dengan *batch size* sebesar 16, *learning rate* sebesar 0.0001 dan *epoch* sebesar 100 dengan performa yaitu akurasi 99.37%, sensitivitas 91.91%, spesifisitas 99.18%, presisi 95.58%, dan F1-score sebesar 93.67%. Kemudian model di uji menggunakan *K-Fold* dengan model terbaik pada *fold* ke-9 dengan akurasi 99.50%, sensitivitas 92.28%, spesifisitas 99.38%, presisi 96.57%, dan F1-score sebesar 94.30%.

Kata Kunci : Elektrokardiogram, Klasifikasi, Optimisasi, *Convolutional Neural Network*, dan *Grid Search*.

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
<i>Abstract</i>	viii
Abstrak.....	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
DAFTAR TABEL	xvii
BAB I.....	1
PENDAHULUAN.....	1
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 (Persiapan Data).....	4
1.4.2. Tahap Kedua (Pra-pengolahan Data).....	4
1.4.3. Tahap Ketiga (Klasifikasi).....	4

1.4.4.	Tahap Keempat (Algoritma <i>Grid Search</i>).....	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
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....		7
2.1.	Penyakit Jantung.....	7
2.1.1.	<i>Heart Failure</i>	7
2.1.2.	<i>Cardiomyopathy</i>	8
2.1.3.	<i>Bundle Branch Block</i>	8
2.1.4.	<i>Myocardial Infarction</i>	8
2.1.5.	<i>Dysrhythmia</i>	9
2.2.	Elektrokardiogram.....	9
2.2.1.	<i>Limb Lead</i>	9
2.2.2.	<i>Augmented Limb Lead</i>	10
2.2.3.	<i>Chest Lead</i>	10
2.3.	Sinyal EKG.....	10
2.4.	Basis Data PTB Diagnostic	13
2.5.	Basis Data BIDMC <i>Congestive Heart Failure</i>	13
2.6.	Transformasi <i>Wavelet</i>	14
2.6.1.	Transformasi <i>Wavelet</i> Kontinu	14
2.6.2.	Transformasi <i>Wavelet</i> Diskrit	15
2.7.	Artificial Intelligence, Machine Learning, dan Deep Learning	17
2.8.	<i>Convolutional Neural Network 1-Dimensi</i>	18
2.8.1.	<i>Convolution Layer</i>	19
2.8.2.	<i>Pooling Layer</i>	21
2.8.3.	<i>Fully Connected Layer</i>	21

2.9.	Algoritma Grid Search	21
2.10.	Validasi Performa Model.....	22
2.10.1.	Akurasi	23
2.10.2.	Sensitivitas.....	23
2.10.3.	Spesifisitas.....	24
2.10.4.	Presisi	24
2.10.5.	F1-Score	24
2.11.	Kurva ROC	25
2.12.	Kurva Presisi - <i>Recall</i>	25
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		26
3.1.	Kerangka Kerja.....	26
3.2.	Persiapan Data	28
3.3.	Pra-pengolahan Data	29
3.3.1.	Normalisasi Sinyal	30
3.3.2.	Pengurangan Derau pada Sinyal	31
3.4.	Segmentasi Sinyal	33
3.5.	Split Data.....	34
3.6.	Klasifikasi.....	35
3.7.	Algoritma <i>Grid Search</i>	38
3.8.	Validasi Performa Model	39
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		40
4.1.	Hasil dari Persiapan Data	40
4.2.	Hasil dari Normalisasi Sinyal Penyakit Jantung	45
4.3.	Hasil dari Pengurangan Derau pada Sinyal Penyakit Jantung	48
4.4.	Hasil dari Segmentasi Sinyal.....	49
4.5.	Hasil dari Split Data	50

4.6.	Hasil Optimisasi Arsitektur CNN 1-Dimensi Menggunakan <i>Grid Search</i> 4 Kelas Penyakit Jantung	50
4.7.	Hasil Optimisasi Parameter Ke-1 dari Model CNN 1-Dimensi	56
4.8.	Hasil Optimisasi Parameter ke-2 dari Model CNN 1-Dimensi.....	60
4.9.	Hasil Optimisasi Parameter ke-3 dari Model CNN 1-Dimensi.....	63
4.10.	Hasil Optimisasi Parameter ke-4 dari Model CNN 1-Dimensi	67
4.11.	Hasil Optimisasi Parameter ke-5 dari Model CNN 1-Dimensi.....	70
4.12.	Hasil Optimisasi Parameter ke-6 dari Model CNN 1-Dimensi.....	74
4.13.	Hasil Optimisasi Parameter ke-7 dari Model CNN 1-Dimensi.....	78
4.14.	Hasil Optimisasi Parameter ke-8 dari Model CNN 1-Dimensi	82
4.15.	Hasil Optimisasi Parameter ke-9 dari Model CNN.....	86
4.16.	Hasil Optimisasi Parameter ke-10 dari Model CNN 1-Dimensi.....	90
4.17.	Hasil Optimisasi Arsitektur CNN 1-Dimensi 6 Kelas dengan Algoritma <i>Grid Search</i>	94
4.18.	Hasil Kombinasi Parameter Terbaik pada Model CNN 1-Dimensi ...	98
4.19.	Perbandingan Hasil Segmentasi 1000, 2000 dan 3000 nodes	102
4.20.	Hasil Evaluasi Performa <i>K-Fold</i> Untuk Segmentasi 1 Detik	103
4.21.	Analisa	106
BAB V KESIMPULAN		108
5.1.	Kesimpulan.....	108
5.2.	Saran.....	109
DAFTAR PUSTAKA		110

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1. Morfologi Sinyal EKG [21].....	11
Gambar 2.2. Ilustrasi Dekomposisi 2 Kelas	15
Gambar 2.3. Ilustrasi Arsitektur CNN 1-Dimensi [34]	18
Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian.....	27
Gambar.3.2. Contoh <i>raw data</i> sinyal EKG (a), Contoh data label (b).	29
Gambar 3.3. Diagram Alir Pra-pengolahan Data	30
Gambar 3.4. Pembagian Data Pengujian dan Data Pelatihan.....	34
Gambar 3.5. Arsitektur CNN [34].....	37
Gambar 3.6. Diagram Alir Klasifikasi dan Algoritma Grid Search	39
Gambar 4.1. Morfologi Sinyal Normal (Healthy Control) (a), Morfologi Sinyal EKG <i>Cardiomyopathy</i> (b), Morfologi Sinyal EKG <i>Bundle Branch Block</i> (c), Morfologi Sinyal EKG <i>Heart Failure</i> (d), Morfologi Sinyal EKG <i>Myocardial Infarction</i> , dan <i>Dysrhythmia</i>	44
Gambar 4.2. Perbandingan Sinyal Awal Sebelum dan Sesudah Normalisasi	45
Gambar 4.3. Perbandingan Sinyal Sebelum dan Sesudah Transformasi <i>Wavelet</i> Diskrit.....	48
Gambar 4.4. Hasil Perbandingan Sebelum dan Sesudah Segmentasi 1000 Nodes	49
Gambar 4.5. Grafik Akurasi dan Loss Model CNN 1-dimensi dari Optimisasi Parameter ke-1	56
Gambar 4.6. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Optimisasi Parameter Ke-1.....	59
Gambar 4.7. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi dari Kombinasi Parameter ke-1	59
Gambar 4.8. Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-2	60
Gambar 4.9. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian Optimisasi Parameter Ke-2	62

Gambar 4.10. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian dari Kombinasi Parameter ke-2.....	63
Gambar 4.11. Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-3	63
Gambar 4.12. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian Optimisasi Parameter Ke-3	66
Gambar 4.13. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian dari Kombinasi Parameter ke-3.....	66
Gambar 4.14. Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-4	67
Gambar 4.15. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian Optimisasi Parameter Ke-4	69
Gambar 4.16. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian dari Kombinasi Parameter ke-4.....	70
Gambar 4.17. Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-5	70
Gambar 4.18. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian Optimisasi Parameter Ke-5	73
Gambar 4.19. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian dari Kombinasi Parameter ke-5.....	73
Gambar 4.20. Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model CNN 1- Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-6	74
Gambar 4.21. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian Optimisasi Parameter Ke-6	77
Gambar 4.22. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian dari Kombinasi Parameter ke-6.....	77
Gambar 4.23. Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-7	78
Gambar 4.24. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian Optimisasi Parameter Ke-7	81
Gambar 4.25. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian dari Kombinasi Parameter ke-7.....	81
Gambar 4.26. Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-8	82

Gambar 4.27. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian Optimisasi Parameter Ke-8	85
Gambar 4.28. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian dari Kombinasi Parameter ke-8.....	85
Gambar 4.29. Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-9	86
Gambar 4.30. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian Optimisasi Parameter Ke-9	89
Gambar 4.31. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian dari Kombinasi Parameter ke-9.....	89
Gambar 4.32. Grafik Akurasi dan Loss Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-10	90
Gambar 4.33. Kurva ROC Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian Optimisasi Parameter Ke-10	93
Gambar 4.34. Kurva Presisi-Recall Model CNN 1-Dimensi 4 Kelas Data Pengujian dari Kombinasi Parameter ke-10.....	93
Gambar 4.35. Perbandingan Akurasi dan Validasi Model CNN-1Dimensi dengan Optimisasi <i>Grid Search</i>	97
Gambar 4.36. Grafik Akurasi dan Loss Model CNN 1-Dimensi dari Kombinasi Parameter Terbaik 6 Kelas	98
Gambar 4.37. Kurva ROC Model CNN 1 Dimensi dari Kombinasi Parameter Terbaik 6 Kelas	101
Gambar 4.38. Kurva Presisi- <i>Recall</i> Model CNN 1-Dimensi dari Kombinasi Parameter Terbaik 6 Kelas	101
Gambar. 4.39. Perbandingan Evaluasi Performa Berdasarkan Segmentasi	103
Gambar 4.40. Grafik Akurasi dan Loss CNN 1-Dimensi dengan K-Fold ke-9	105
Gambar 4.41. Kurva ROC Pada Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dengan <i>K-Fold</i>	105
Gambar 4.42. Kurva Presisi – Recall Pada Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dengan K-Fold.....	106

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1. Fitur dan Durasi Sinyal EKG Normal [21]	12
Tabel 2.2. Ilustrasi Matriks Konfusi Pada Kelas 1	22
Tabel 3.1. Hasil dari Pengujian <i>Mother Function</i>	32
Tabel 3.2. Arsitektur CNN 1-Dimensi	35
Tabel 3.3. Nilai dari Parameter yang Digunakan Dalam Algoritma <i>Grid Search</i>	38
Tabel 4.1. Distribusi Jumlah Pasien dan Jumlah Rekaman Sinyal EKG	41
Tabel 4.2. Panjang Sinyal EKG dari 6 Kelas	41
Tabel 4.3. Perbandingan Sinyal Penyakit Jantung Sebelum dan Sesudah Normalisasi	46
Tabel 4.4. Hasil Perbandingan Sebelum dan Sesudah Normalisasi	48
Tabel 4.5. Jumlah Data Hasil Segmentasi Sinyal 6 Kelas Penyakit Jantung	49
Tabel 4.6. Hasil Split Data untuk Data Pelatihan dan Pengujian Optimisasi CNN 1-Dimensi	50
Tabel 4.7. Kombinasi Parameter CNN 1-Dimensi menggunakan Algoritma <i>Grid Search</i>	51
Tabel 4.8. Hasil dari Algoritma <i>Grid Search</i> 4 Kelas Penyakit Jantung.....	53
Tabel 4.9. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 1	57
Tabel 4.10. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 1	57
Tabel 4.11. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-1	58
Tabel 4.12. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi Data Pengujian dari Optimisasi Parameter ke-1	58
Tabel 4.13. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 2	60
Tabel 4.14. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 2	61

Tabel 4.15. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-2	61
Tabel 4.16. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi Data Pengujian dari Optimisasi Parameter ke-2	62
Tabel 4.17. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 3	64
Tabel 4.18. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 3	64
Tabel 4.19. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-3	65
Tabel 4.20. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi Data Pengujian dari Optimisasi Parameter ke-3	65
Tabel 4.21. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 4	67
Tabel 4.22. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 4	68
Tabel 4.23. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-4	68
Tabel 4.24. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi Data Pengujian dari Optimisasi Parameter ke-4	69
Tabel 4.25. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-5	71
Tabel 4.26. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 5	71
Tabel 4.27. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-5	72
Tabel 4.28. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi Data Pengujian dari Optimisasi Parameter ke-5	72
Tabel 4.29. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 5	75
Tabel 4.30. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 6	75
Tabel 4.31. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-6	76

Tabel 4.32. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-6.....	76
Tabel 4.33. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 7	79
Tabel 4.34. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 7	79
Tabel 4.35. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-7	80
Tabel 4.36. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke-7.....	80
Tabel 4.37. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 8	83
Tabel 4.38. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 8	83
Tabel 4.39. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-8	84
Tabel 4.40. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi Data Pengujian dari Optimisasi Parameter ke-8	84
Tabel 4.41. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 9	87
Tabel 4.42. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 9	87
Tabel 4.43. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-9	88
Tabel 4.44. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi Data Pengujian dari Optimisasi Parameter ke-9	88
Tabel 4.45. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter ke- 10	91
Tabel 4.46. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN dari Optimisasi Parameter ke- 10.....	91
Tabel 4.47. Evaluasi Performa Model CNN 1-dimensi Data Pelatihan dari Optimisasi Parameter ke-10	92
Tabel 4.48. Evaluasi Performa Model CNN 1-Dimensi Data Pengujian dari Optimisasi Parameter ke-10	92

Tabel 4.49. Kombinasi Parameter CNN 1-Dimensi menggunakan Algoritma <i>Grid Search</i> 6 Kelas.....	94
Tabel 4.50. Hasil dari Algoritma Grid Search 6 Kelas.....	95
Tabel 4.51. Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN 1-dimensi dari Kombinasi Parameter Terbaik 6 Kelas	98
Tabel 4.52. Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN 1-Dimensi dari Kombinasi Parameter Terbaik 6 Kelas	99
Tabel 4.53. Evaluasi Performa Data Pelatihan Model CNN 1-Dimensi dari Optimisasi Parameter 6 Kelas	99
Tabel 4.54. Evaluasi Performa Data Pengujian Model CNN dari Optimisasi Parameter 6 Kelas	100
Tabel 4.55. Perbandingan Grafik Akurasi dan Loss Berdasarkan Segmentasi ..	102
Tabel 4.56. Perbandingan Hasil Evaluasi Performa Data Pengujian Berdasarkan Segmentasi	103
Tabel 4.57. Hasil Performa Data Pengujian CNN 1-Dimensi dengan <i>K-Fold</i> ...	104

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Jantung sebagai salah satu organ penting yang dimiliki manusia. Dalam sistem peredaran darah manusia jantung di definisikan sebagai organ untuk memompa darah [1]. Peran jantung yang penting tersebut menyebabkan jantung harus bekerja dengan normal. Apabila jantung mengalami gangguan sehingga mempengaruhi fungsi jantung untuk bekerja secara normal di kenal dengan sebutan heart disease (penyakit jantung) [2]. Secara global salah satu penyebab utama kematian adalah penyakit jantung [3]. Deteksi awal sangat di perlukan untuk memberikan perawatan klinis segera pada seseorang yang memiliki gejala tidak normal pada jantungnya. Organ tubuh manusia dapat menampilkan aktivitasnya melalui sinyal yang terekam. Sinyal tersebut memberikan informasi berharga. Salah satu tes medis yang dapat dilakukan untuk mendeteksi penyakit jantung yaitu dengan elektrokardiogram (EKG).

EKG merupakan salah satu tes kardiologi yang digunakan sebagai alat untuk diagnostik yang bersifat non-invasif dan termasuk ke dalam salah satu tes yang sering dilakukan untuk penyakit jantung [4]. Hal tersebut dikarenakan EKG mampu melakukan pengukuran aktivitas listrik dan memeriksa ritme jantung [5]. Kesalahan saat melakukan diagnosis sering terjadi ketika EKG di analisis secara manual. Namun dalam beberapa tahun terakhir proses pengolahannya secara komputasi telah banyak di lakukan. Metode machine learning menjadi salah satu solusi yang di sarankan. Bogdanov et al. [6] melakukan penelitian menggunakan 14 algoritma *machine learning* dan memperoleh akurasi tertinggi sebesar 0.94 untuk algoritma *propagation classifier*, akurasi 0.92 pada algoritma *randomized tree classifier*, dan memperoleh akurasi 0.90 untuk algoritma *k-nearest neighbors*. Pada umumnya untuk kinerja akurasi dalam *machine learning* berdasarkan fitur yang diekstraksi dimana fitur tersebut di tentukan oleh seorang ahli yang kemudian

dikodekan menjadi tipe data tertentu [7]. Namun hal tersebut dapat menjadi kelemahan karena ekstraksi fitur harus dilakukan secara manual. Deep learning (DL) dapat dijadikan solusi dari kelemahan *machine learning* tersebut. Hal ini dikarenakan DL mampu mengekstraksi fitur yang relevan secara otomatis dan melakukan penggabungan antara proses tersebut dengan proses klasifikasi [8].

Macam – macam DL seperti *Multilayer Perceptron* (MLP), *Convolutional Neural Network* (CNN), *Deep Belief Network* (DBN), *Long Short-Term Memory* (LSTM), dan *Recurrent Neural Network* (RNN) [9]. Menurut Wang et al. [4], CNN mampu mencegah hilangnya fitur penting dan mampu meningkatkan akurasi. Pernyataan tersebut berdasarkan kemampuan CNN yang menggunakan lapisan konvolusi dan sub-sampling serta metode pelatihan yang mampu mempelajari fitur langsung dari data pelatihan. Berdasarkan argumen tersebut penulis menggunakan metode CNN untuk mengklasifikasikan penyakit jantung. Selain itu, dalam penelitian penulis menggunakan algoritma *grid search*. Kemampuan *grid search* adalah dapat mengoptimalkan parameter dalam proses meningkatkan kinerja dari klasifikasi serta melakukan generalisasi [10] untuk memperoleh kesimpulan kombinasi parameter yang memiliki kinerja lebih baik.

1.2. Tujuan dan Manfaat

1.2.1. Tujuan

Penulisan Tugas Akhir bertujuan sebagai berikut:

1. Mendapatkan parameter yang tepat menggunakan algoritma *grid search* untuk mengoptimisasi arsitektur CNN 1-dimensi yang di gunakan.
2. Melakukan evaluasi algoritma *grid search* pada arsitektur CNN 1-dimensi sehingga mampu menilai kombinasi yang didapatkan telah menghasilkan model dengan kinerja yang baik atau belum. Penilaian dilakukan berdasarkan performa model dengan meninjau nilai akurasi, sensitivitas, presisi, dan F1 *score*.

1.2.2. Manfaat

Penulisan Tugas Akhir ini memiliki manfaat yaitu:

1. Membantu dokter ahli jantung untuk melakukan diagnosa penyakit jantung melalui sinyal EKG.
2. Membantu orang-orang yang meneliti tentang penyakit jantung dengan menjadikan penulisan ini sebagai bahan bacaan.

1.3. Perumusan dan Batasan Masalah

1.3.1. Perumusan Masalah

Bagaimana cara optimisasi parameter menggunakan algoritma *grid search* pada model CNN 1-dimensi dalam pengklasifikasian penyakit jantung?

1.3.2. Batasan Masalah

Batasan masalah yang dibuat dalam penulisan Tugas Akhir, yaitu :

1. Penelitian yang dikerjakan menggunakan basis data dari *The PTB Diagnostic* dan *BIDMC Congestive Heart Failure*.
2. Pengklasifikasian dilakukan hanya pada 6 kelas dari 10 kelas kondisi jantung yang ada di basis data *The PTB Diagnostic*. 6 kelas tersebut yaitu *Healthy controls* (normal), *Cardiomyopathy*, *Heart Failure*, *Bundle branch block*, *myocardial infarction*, dan *dysrhythmia*. Selain itu, menambahkan kelas *Heart Failure* dari basis data *BIDMC Congestive Heart Failure*.
3. Penelitian menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan sebatas simulasi program.
4. Algoritma yang digunakan untuk mengoptimasi parameter model CNN 1-dimensi adalah algoritma *grid search*.

5. Output dari penelitian berupa nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan *F1-score*. Nilai – nilai tersebut digunakan untuk menilai performa model yang didapatkan.

1.4. Metodologi Penelitian

Adapun beberapa tahapan yang dilakukan penulis untuk melakukan klasifikasi penyakit jantung berdasarkan sinyal EKG adalah:

1.4.1. Tahap Pertama (Persiapan Data)

Pada tahap ini, penulis mengunduh dan membuka basis data penelitian yang disediakan oleh basis data Physionet: *The Physikalisch-Technische Bundesanstalt (PTB) Diagnostic Database* [11] dan basis data BIDMC *Congestive Heart Failure* [12] di aplikasi *spider*. Kemudian mengambil data rekaman dan menggabungkannya berdasarkan kelas yang digunakan dalam penelitian. Hal ini dilakukan supaya basis data dapat digunakan, di pahami dan diproses sesuai dengan penelitian yang akan dilakukan.

1.4.2. Tahap Kedua (Pra-pengolahan Data)

Pada tahap kedua melakukan normalisasi sinyal menggunakan *normalized bound*, lalu di lanjutkan menghilangkan derau pada data sinyal EKG menggunakan *Discrete Wavelet Transform (DWT)*. Dalam pemilihan *mother function* yang tepat dilakukan analisa *Signal To Ratio (SNR)* dari tiap *mother function* yang akan diuji. Data rekaman memiliki rentang waktu yang beragam. Oleh sebab itu, data dilakukan proses segmentasi yang berguna untuk menyamakan rentang waktu sinyal. Tahap ini dilakukan untuk mempersiapkan data untuk tahap selanjutnya.

1.4.3. Tahap Ketiga (Klasifikasi)

Klasifikasi sinyal EKG berdasarkan kelas yang dipilih dilakukan dalam tahap ini menggunakan arsitektur CNN 1-dimensi.

1.4.4. Tahap Keempat (Algoritma *Grid Search*)

Melakukan proses pengujian terhadap algoritma *grid search* untuk optimisasi parameter arsitektur CNN 1-dimensi. Tahap ini untuk mengetahui parameter yang tepat dalam meningkatkan kinerja model dengan mengkombinasikan parameter tertentu.

1.4.5. Tahap Kelima (Hasil dan Analisa)

Tahap ini menampilkan hasil dari proses pengujian parameter menggunakan algoritma *grid search* pada arsitektur CNN 1-dimensi untuk mengetahui kombinasi yang tepat dalam mengoptimalkan kinerja dari CNN 1-dimensi. Selanjutnya hasil tersebut di analisa performa model.

1.4.6. Tahap Keenam (Penarikan Kesimpulan dan Saran)

Tahap akhir dimana di tarik kesimpulan berdasarkan hasil dan analisa penelitian serta memuat saran untuk penelitian selanjutnya.

1.5. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dibuat dalam penyusunan Tugas Akhir sebagai acuan agar pada setiap bab isinya lebih teratur dan jelas. Tugas akhir yang dibuat penulis memiliki sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I – PENDAHULUAN

Pada bab pertama digunakan sebagai dasar penulisan dimana membahas mengenai latar belakang, tujuan penelitian, manfaat penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, metodologi penelitian secara garis besar, dan sistematika penulisan dari topik penelitian “Optimasi parameter *Convolutional Neural Network* 1-Dimensi pada Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma *Grid Search*.”

BAB II – TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab kedua membahas mengenai penunjang penelitian berupa dasar teori, konsep, dan prinsip. Adapun pembahasan dalam bab ini adalah penyakit jantung, elektrokardiogram (EKG), sinyal EKG, basis data *The PTB diagnostic*, basis data *BIDMC congestive heart failure*, transformasi *wavelet* diskrit, *convolutional neural network*, dan algoritma *grid search*.

BAB III – METODOLOGI PENELITIAN

Bab ketiga membahas mengenai tahapan penelitian yang akan dilakukan. Tahap tersebut dari melakukan persiapan data, pra-pengolahan yaitu normalisasi, menghilangkan derau pada sinyal EKG, segmentasi sinyal EKG, dilanjutkan dengan klasifikasi dan optimisasi arsitektur CNN 1-dimensi menggunakan algoritma *grid search*.

BAB IV – HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab keempat membahas mengenai hasil dari pengujian metodologi yang dilakukan dan selanjutnya hasil tersebut di analisa.

BAB V – KESIMPULAN DAN SARAN

Membahas mengenai kesimpulan yang di ambil dari hasil dan analisa. Selain itu, pada bab ini membuat saran yang ditujukan untuk penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Liu and Y. Kim, "Classification of heart diseases based on ECG signals using long short-term memory," in *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2018, pp. 2707–2710.
- [2] W. Phanphaisarn, A. Roeksabutr, P. Wardkein, J. Koseeyaporn, and P. P. Yupapin, "Heart detection and diagnosis based on ECG and EPCG relationships," *Med. devices (Auckland, NZ)*, vol. 4, p. 133, 2011.
- [3] A. Galada *et al.*, "ECG Signal Processing and Analysis for Data Arising from Rehab Patients Doing Exercises," in *2018 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, 2018, pp. 1–5.
- [4] W. Zhou, Y. Xing, N. Liu, M. Movahedipour, X. Zhou, and others, "A novel method based on convolutional neural networks for deriving standard 12-lead ECG from serial 3-lead ECG," *Front. Inf. Technol. Electron. Eng.*, vol. 20, no. 3, pp. 405–413, 2019.
- [5] T. Mahmud, A. R. Hossain, and S. A. Fattah, "ECGDeepNET: A Deep Learning approach for classifying ECG beats," in *2019 7th International Conference on Robot Intelligence Technology and Applications (RiTA)*, 2019, pp. 32–37.
- [6] M. R. Bogdanov, A. A. Dumchikov, A. Z. Akhmerova, and D. I. Nasyrov, "Diagnosis of Heart Diseases with Machine Learning," *J. Math. Stat. Sci.*, vol. 5, pp. 81–84, 2019.
- [7] Y. Xin *et al.*, "Machine learning and deep learning methods for cybersecurity," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 35365–35381, 2018.
- [8] E. Urtnasan, J.-U. Park, E.-Y. Joo, and K.-J. Lee, "Automated detection of

obstructive sleep apnea events from a single-lead electrocardiogram using a convolutional neural network,” *J. Med. Syst.*, vol. 42, no. 6, p. 104, 2018.

- [9] Z. Ebrahimi, M. Loni, M. Daneshtalab, and A. Gharehbaghi, “A Review on Deep Learning Methods for ECG Arrhythmia Classification,” *Expert Syst. with Appl. X*, p. 100033, 2020.
- [10] S. Yuanyuan, W. Yongming, G. Lili, M. Zhongsong, and J. Shan, “The comparison of optimizing SVM by GA and grid search,” in *2017 13th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI)*, 2017, pp. 354–360.
- [11] R. Bousseljot, D. Kreiseler, and A. Schnabel, “Nutzung der EKG-Signaldatenbank CARDIODAT der PTB über das Internet,” *Biomed. Tech. Eng.*, vol. 40, no. s1, pp. 317–318, 1995.
- [12] 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.
- [13] C. Sowmiya and P. Sumitra, “Analytical study of heart disease diagnosis using classification techniques,” in *2017 IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control, Optimization and Signal Processing (INCOS)*, 2017, pp. 1–5.
- [14] F. Babič, J. Olejár, Z. Vantová, and J. Paralič, “Predictive and descriptive analysis for heart disease diagnosis,” in *2017 Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, 2017, pp. 155–163.
- [15] S. Mohan, C. Thirumalai, and G. Srivastava, “Effective heart disease prediction using hybrid machine learning techniques,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 81542–81554, 2019.
- [16] Y. Zhang and M. Xia, “Application of deep neural network for congestive heart failure detection using ECG signals,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, vol. 1642, no. 1, p. 12021.

- [17] R. Begum and M. Ramesh, "Detection of cardiomyopathy using support vector machine and artificial neural network," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 133, no. 14, pp. 29–34, 2016.
- [18] S. Agarwal, V. Krishnamoorthy, and S. Pratiher, "ECG signal analysis using wavelet coherence and s-transform for classification of cardiovascular diseases," in *2016 International conference on advances in computing, communications and informatics (ICACCI)*, 2016, pp. 2765–2770.
- [19] S. K. Mohapatra and M. N. Mohanty, "Analysis of resampling method for arrhythmia classification using random forest classifier with selected features," in *2018 2nd International Conference on Data Science and Business Analytics (ICDSBA)*, 2018, pp. 495–499.
- [20] G. Sannino and G. De Pietro, "A deep learning approach for ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection," *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 86, pp. 446–455, 2018.
- [21] 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.
- [22] A. H. Ribeiro *et al.*, "Automatic diagnosis of the 12-lead ECG using a deep neural network," *Nat. Commun.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–9, 2020.
- [23] P. Kligfield *et al.*, "Recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram: part I: the electrocardiogram and its technology a scientific statement from the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clin," *J. Am. Coll. Cardiol.*, vol. 49, no. 10, pp. 1109–1127, 2007.
- [24] R. Haddadi, E. Abdelmounim, M. El Hanine, and A. Belaguid, "A wavelet-based ECG delineation and automated diagnosis of myocardial infarction in PTB database," in *Third International Conference on Computing and*

Wireless Communication Systems, ICCWCS 2019, 2019.

- [25] J. D. Peshave and R. Shastri, "Feature extraction of ECG signal," in *2014 International Conference on Communication and Signal Processing*, 2014, pp. 1864–1868.
- [26] O. El B'charri, R. Latif, K. Elmansouri, A. Abenaou, and W. Jenkal, "ECG signal performance de-noising assessment based on threshold tuning of dual-tree wavelet transform," *Biomed. Eng. Online*, vol. 16, no. 1, p. 26, 2017.
- [27] R. Jothiramalingam, A. Jude, R. Patan, M. Ramachandran, J. H. Duraisamy, and A. H. Gandomi, "Machine learning-based left ventricular hypertrophy detection using multi-lead ECG signal," *Neural Comput. Appl.*, pp. 1–11, 2020.
- [28] V. Khambhati and M. B. Patel, "Extraction of a respiration rate from ECG signal using discrete wavelet transform during exercise," *Imp. J. Interdiscip. Res*, vol. 3, no. 2, pp. 1238–1241, 2017.
- [29] C. M. Khamhoo, J. Rahul, and M. Sora, "Algorithm for QRS Complex Detection using Discrete Wavelet Transformed," *Int. J. Electron. Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 352–357, 2018.
- [30] P. Singh, G. Pradhan, and S. Shahnawazuddin, "Denoising of ECG signal by non-local estimation of approximation coefficients in DWT," *Biocybern. Biomed. Eng.*, vol. 37, no. 3, pp. 599–610, 2017.
- [31] 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.
- [32] P. Ongsulee, "Artificial intelligence, machine learning and deep learning," in *2017 15th International Conference on ICT and Knowledge Engineering (ICT&KE)*, 2017, pp. 1–6.
- [33] T. Panch, P. Szolovits, and R. Atun, "Artificial intelligence, machine

- learning and health systems,” *J. Glob. Health*, vol. 8, no. 2, 2018.
- [34] 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.
- [35] R. Ghawi and J. Pfeffer, “Efficient Hyperparameter Tuning with Grid Search for Text Categorization using kNN Approach with BM25 Similarity,” *Open Comput. Sci.*, vol. 9, no. 1, pp. 160–180, 2019.
- [36] S.-H. Kim, Z. W. Geem, and G.-T. Han, “Hyperparameter optimization method based on harmony search algorithm to improve performance of 1D CNN human respiration pattern recognition system,” *Sensors*, vol. 20, no. 13, p. 3697, 2020.
- [37] T. Eitrich and B. Lang, “Efficient optimization of support vector machine learning parameters for unbalanced datasets,” *J. Comput. Appl. Math.*, vol. 196, no. 2, pp. 425–436, 2006.
- [38] P.-C. Chang, J.-J. Lin, J.-C. Hsieh, and J. Weng, “Myocardial infarction classification with multi-lead ECG using hidden Markov models and Gaussian mixture models,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 12, no. 10, pp. 3165–3175, 2012.