

**KLASIFIKASI *ATRIAL FIBRILLATION* PADA EKG DENGAN
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)**

TUGAS AKHIR

**Sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan
Studi di Program Studi Sistem Komputer**



Oleh

Andre Herviant Juliano

09011181520025

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

2019

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI *ATRIAL FIBRILLATION* PADA EKG DENGAN
MENGUNAKAN *CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)*

TUGAS AKHIR

Sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan
Program Studi Sistem Komputer

Oleh

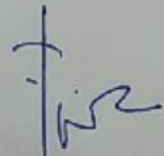
Andre Herviant Juliano
09011181520025

Indralaya, Agustus 2019

Mengetahui,

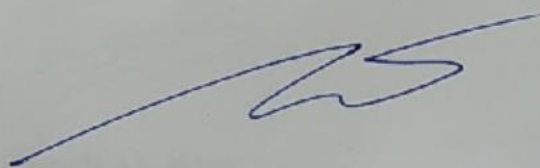
Pembimbing Tugas Akhir

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Firdaus S.T. M.Kom.

NIP. 19780121 200812 1 003



Rossi Passarella, S.T., M.Eng.

NIP. 19780611 201012 1 004

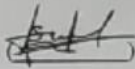
HALAMAN PERSETUJUAN

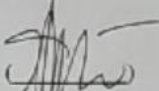
Telah diuji dan lulus pada :

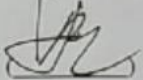
Hari : Rabu

Tanggal : 24 Juli 2019

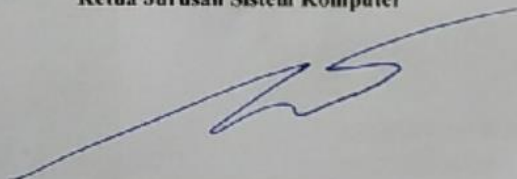
Tim Penguji :

1. Ketua : Sarmayanta Sembiring, S.Si., M.T. 

2. Anggota I : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T. 

3. Anggota 2 : Dr. Erwin, S.Si., M.Si. 

Mengetahui,
Ketua Jurusan Sistem Komputer



Rossi Passarella, S.T., M.Eng.
NIP. 19780611 201012 1 004

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Andre Herviant Juliano
NIM : 09011181520025
Judul : *Klasifikasi Atrial Fibrillation* Pada EKG Dengan
Menggunakan *Convolution Neural Network (CNN)*

Hasil Pengecekan *Software iThenticate/Turnitin* : 7%

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

Demikian, pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tidak dipaksakan.

Indralaya, Agustus 2019



Andre Herviant Juliano

09011181520025

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini yang berjudul “Klasifikasi *Atrial Fibrillation* Pada EKG Dengan Menggunakan *Convolution Neural Network (CNN)*” .

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

Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada beberapa pihak atas ide dan saran serta bantuannya dalam menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, Oleh karena itu pada kesempatan ini penulis menyampaikan rasa terimakasih setulus-tulusnya 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 dan saudara-saudara ku tercinta yang telah memberikan dukungan baik moril maupun materil serta doa sehingga saya dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
3. Bapak Firdaus 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.
4. Bapak Rossi Passarella, S.T., M.Eng., selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T. yang telah menyediakan fasilitas dalam mengerjakan Tugas Akhir ini.
6. Ferlita Pratiwi Arisanti yang selalu menemani dan memberikan doa, serta semangat selama mengerjakan Tugas Akhir ini.

7. Kak Naufal dan mbak Nisa yang telah mengajari dan memberikan saran dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
8. Intelligent Systems Research Group (ISYSRG) squad varindo, ujuk, anggik, tio, vicko, ecy, dan rahmi.
9. Intelligent Systems Research Group (ISYSRG) yang telah menyediakan fasilitas dalam mengerjakan Tugas Akhir ini.
10. Mbak Feni yang telah memberikan dukungan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
11. Teman-teman Seperjuangan Sistem Komputer Angkatan 2015 serta pihak-pihak yang terlibat dalam membuat Tugas Akhir ini yang tidak dapat disebutkan satu-persatu.

Penulis menyadari bahwa Laporan ini masih jauh dari kesempurnaan. Untuk itu kritik dan saran yang membangun sangatlah diharapkan penulis agar dapat segera diperbaiki sehingga laporan ini dapat dijadikan sebagai masukan ide dan pemikiran yang bermanfaat bagi semua pihak dan menjadi tambahan bahan bacaan bagi yang tertarik dalam penelitian pada bidang medis untuk diagnosa penyakit jantung.

Indralaya, Agustus 2019

Penulis

Andre Herviant Juliano

NIM. 09011181520025

ATRIAL FIBRILLATION CLASSIFICATION ON ECG USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

ANDRE HERVIANT JULIANO (09011181520025)

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

Email: andreherviant@gmail.com

ABSTRACT

Electrocardiography plays a very important role in the medical field because it functions to evaluate electrical activity and conditions in the human heart. The results of the evaluation will be in the form of graphs or signals that represent the human heart rate per unit time or better known as the Electrocardiogram (ECG). Based on research that has been done in the last few years, deep learning has succeeded in classifying Atrial Fibrillation with a high degree of accuracy. The deep learning method proposed in this study is Convolutional Neural Networks (CNN). This is because CNN has the advantage of combining feature extraction based on feature learning and classification in a learning process. In the classification process based on ECG signals, 6 trial scenarios will be tested, each consisting of 7 convolution layers, 10 convolution layers, and 13 convolution layers with fully connected layers of 1000 nodes, 1000 nodes and 1 node for 2700 nodes signal and 18300 nodes signal with window size, and fully connected layer 100 nodes, 100 nodes and 1 node for 18300 nodes signal. From several experimental scenarios, the first experiment scenario using the 13 convolution layer model produced performance values for accuracy, precision, sensitivity, specificity, and f1 score respectively 92.97%, 77.78%, 87.46%, 87.46%, and 81.63%. The low precision, sensitivity and f1 scores of some CNN models are because some ECG signals have the same morphology between the normal signal and AF signal, as well as the amount of normal and unbalanced AF data.

Keywords: *Electrocardiogram (ECG), Classification, Atrial Fibrillation, Deep Learning, Convolutional Neural Network*

KLASIFIKASI *ATRIAL FIBRILLATION* PADA EKG DENGAN MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

ANDRE HERVIANT JULIANO (09011181520025)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email: andreherviant@gmail.com

ABSTRAK

Elektrokardiografi berperan sangat penting dalam bidang medis, karena fungsinya yang mengevaluasi aktivitas kelistrikan dan kondisi pada jantung manusia. Hasil evaluasi tersebut akan berbentuk grafik atau sinyal yang mewakili detak jantung manusia per satuan waktu, atau yang lebih dikenal dengan Elektrokardiogram (EKG). Berdasarkan penelitian yang pernah dilakukan pada beberapa tahun terakhir, *deep learning* telah berhasil melakukan klasifikasi *Atrial Fibrillation* dengan tingkat akurasi yang tinggi. Metode *deep learning* yang diusulkan pada penelitian ini yaitu *Convolutional Neural Networks* (CNN). Hal ini disebabkan karena CNN memiliki kelebihan dalam menggabungkan ekstraksi fitur yang berbasis *feature learning* (pembelajaran fitur) dan klasifikasi dalam sebuah proses pembelajaran. Dalam proses klasifikasi berdasarkan sinyal EKG, akan diuji 6 (enam) skenario percobaan yang masing-masing terdiri dari 7 *convolution layer*, 10 *convolution layer*, dan 13 *convolution layer* dengan *fully connected layer* masing-masing 1000 *nodes*, 1000 *nodes*, dan 1 *node* untuk sinyal 2700 *nodes* dan sinyal 18300 *nodes* dengan *window size*, serta *fully connected layer* 100 *nodes*, 100 *nodes*, dan 1 *node* untuk sinyal 18300 *nodes*. Dari beberapa skenario percobaan, skenario percobaan pertama dengan model 13 *convolution layer* menghasilkan nilai kinerja masing-masing untuk akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas dan *f1 score* masing-masing yaitu 92.97%, 77.78%, 87.46%, 87.46% dan 81.63%. Nilai presisi, sensitivitas dan *f1 score* yang rendah dari beberapa model CNN disebabkan karena beberapa sinyal EKG memiliki morfologi yang sama antara sinyal normal dan sinyal AF, serta jumlah data normal dan data af yang tidak seimbang.

Kata Kunci : Elektrokardiogram (EKG), Klasifikasi, *Atrial Fibrillation*, *Deep Learning*, *Convolutional Neural Network*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERSETUJUAN	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERNYATAAN	Error! Bookmark not defined.
KATA PENGANTAR	v
ABSTRACT	vii
ABSTRAK	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Tujuan dan Manfaat.....	2
1.3 Perumusan Masalah.....	3
1.4 Metodologi Penelitian.....	3
1.5 Sistematika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	Error! Bookmark not defined.
2.1 Elektrokardiogram (EKG).....	Error! Bookmark not defined.
2.2 <i>Atrial Fibrillation</i> (AF)	Error! Bookmark not defined.
2.2.1 <i>Beat</i>	Error! Bookmark not defined.
2.2.2 Ritme.....	Error! Bookmark not defined.
2.3 <i>Artificial Neural Network</i> (ANN).....	Error! Bookmark not defined.
2.4 <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) ...	Error! Bookmark not defined.
2.4.1 Pengembangan Model CNN	Error! Bookmark not defined.
2.4.2 Model Kompilasi pada CNN.....	Error! Bookmark not defined.
2.5 <i>Library</i> yang digunakan	Error! Bookmark not defined.
2.5.1 Theano.....	Error! Bookmark not defined.

2.5.2	Tensor Flow	Error! Bookmark not defined.
2.5.3	Keras	Error! Bookmark not defined.
2.6	Fungsi Aktivasi.....	Error! Bookmark not defined.
2.6.1	<i>Hyperbolic Tangent Function</i>	Error! Bookmark not defined.
2.6.2	<i>Sigmoid</i>	Error! Bookmark not defined.
2.6.3	<i>Softmax</i>	Error! Bookmark not defined.
2.6.4	<i>Elu (Exponential linear unit)</i>	Error! Bookmark not defined.
2.6.5	<i>Selu (Scaled Exponential Linear Unit)</i>	Error! Bookmark not defined.
2.6.6	<i>Softplus</i>	Error! Bookmark not defined.
2.6.8	<i>Relu (Rectified Linear Unit)</i>	Error! Bookmark not defined.
2.6.9	Hard Sigmoid	Error! Bookmark not defined.
2.6.10	<i>Linear</i>	Error! Bookmark not defined.
2.7	Validasi Model	Error! Bookmark not defined.
2.7.1	<i>Confusion Matrix</i>	Error! Bookmark not defined.
2.7.2	Akurasi	Error! Bookmark not defined.
2.7.3	<i>Logarithmic Loss</i>	Error! Bookmark not defined.
2.7.4	<i>Area Under Curve (AUC)</i>	Error! Bookmark not defined.
2.7.5	<i>F1 Score</i>	Error! Bookmark not defined.
2.7.6	<i>Mean Absolut Error (MAE)</i>	Error! Bookmark not defined.
2.7.7	<i>Mean Squared Error (MSE)</i>	Error! Bookmark not defined.
2.8	<i>Cross Validation</i>	Error! Bookmark not defined.
2.8.1	<i>Resubstution Validation</i>	Error! Bookmark not defined.
2.8.2	<i>Hold-Out Validation</i>	Error! Bookmark not defined.
2.8.3	<i>K-fold cross validation</i>	Error! Bookmark not defined.
2.8.4	<i>Leave-One-Out Cross-Validation</i>	Error! Bookmark not defined.
2.8.5	<i>Repeated K-Fold Cross-Validation</i> ..	Error! Bookmark not defined.
2.9	<i>Overfitting</i>	Error! Bookmark not defined.
2.10	<i>Underfitting</i>	Error! Bookmark not defined.
2.11	<i>Best Fit</i>	Error! Bookmark not defined.
BAB III METODOLOGI		Error! Bookmark not defined.
3.1	Persiapan Data	Error! Bookmark not defined.

3.2	Praproses Data	Error! Bookmark not defined.
3.2.1	Normalisasi Sinyal	Error! Bookmark not defined.
3.2.2	Denoising Sinyal	Error! Bookmark not defined.
3.2.3	Segmentasi Sinyal	Error! Bookmark not defined.
3.2.4	Pembagian Data Latih dan Tes	Error! Bookmark not defined.
3.3	Klasifikasi.....	Error! Bookmark not defined.
3.4	Model Evaluasi.....	Error! Bookmark not defined.
3.4.1	Akurasi	Error! Bookmark not defined.
3.4.2	Presisi	Error! Bookmark not defined.
3.4.3	Sensitivitas	Error! Bookmark not defined.
3.4.4	Spesifisitas	Error! Bookmark not defined.
3.4.5	<i>F1 Score</i>	Error! Bookmark not defined.
3.4.6	<i>Error</i>	Error! Bookmark not defined.
3.4.7	Kurva ROC	Error! Bookmark not defined.
3.4.8	Kurva <i>Precision Recall</i>	Error! Bookmark not defined.
3.5	Konfigurasi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak.....	Error! Bookmark not defined.
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		Error! Bookmark not defined.
4.1	Hasil Normalisasi Sinyal	Error! Bookmark not defined.
4.2	Hasil Denoising Sinyal	Error! Bookmark not defined.
4.3	Segmentasi Sinyal	Error! Bookmark not defined.
4.4	Hasil Ekstraksi Fitur	Error! Bookmark not defined.
4.5	Hasil Klasifikasi	Error! Bookmark not defined.
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		Error! Bookmark not defined.
5.1	Kesimpulan.....	Error! Bookmark not defined.
5.2	Saran	Error! Bookmark not defined.
DAFTAR PUSTAKA		6
LAMPIRAN.....		Error! Bookmark not defined.

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Sinyal EKG dalam 1 <i>Beat</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.2 Struktur <i>Neural Network</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.3 Struktur <i>Convolutional Neural Network</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.4 RGB (<i>Red, Green, Blue</i>)	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.5 <i>Maxpooling</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.6 Zero Padding	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.7 Grafik Fungsi Aktivasi <i>Tanh</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.8 Grafik Fungsi Aktivasi <i>Sigmoid</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.9 Grafik Fungsi Aktivasi <i>Softmax</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.10 <i>Grafik Fungsi Aktivasi Elu</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.11 Grafik Fungsi Aktivasi <i>Softplus</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.12 Grafik Fungsi Aktivasi <i>Softsign</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.13 Grafik Fungsi Aktivasi <i>Relu</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.14 Grafik Fungsi Aktivasi <i>Linear</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.15 <i>Cross Validation</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.16 <i>Overfitting</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.17 <i>Underfitting</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.18 <i>Bestfit</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 3.1 <i>Flowchart Metodologi</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 3.2 Morfologi Sinyal EKG Normal (a) dan <i>Atrial Fibrillation</i> (b)..	Error! Bookmark not defined.

Gambar 3.3 *Flowchart* Praproses Data**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.4 Segmentasi 2700 *Nodes***Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.5 Segmentasi 18300 *Nodes***Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.6 Segmentasi dengan *Window Size* 300 *Nodes* ... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.7 Pembagian Data Latih dan Data Tes ..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.8 *Flowchart* Klasifikasi.....**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.9 Arsitektur CNN**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.1 Perbandingan Sinyal Sebelum Normalisasi dan Sesudah Normalisasi**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.2 Sinyal Sebelum Denoising**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.3 *Low Pass Filter* dan *High Pass Filter* dari Denoising Sinyal **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.4 Sinyal Sesudah Denoising.....**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.5 Hasil Segmentasi Sinyal 2700 *Nodes*.**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.6 Hasil Segmentasi Sinyal 18300 *Nodes*..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.7 Hasil Segmentasi Sinyal 18300 *Nodes* dengan *Window Size*..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.8 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-1 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.9 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-2 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.10 *Feature Map* Hasil Proses *Maxpooling* ke-1 . **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.11 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-3 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.12 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-4 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.13 *Feature Map* Hasil Proses *Maxpooling* ke-2 . **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.14 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-5 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.15 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-6 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.16 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-7 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.17 *Feature Map* Hasil Proses *Maxpooling* ke-3 . **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.18 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-8 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.19 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-9 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.20 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-10 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.21 *Feature Map* Hasil Proses *Maxpooling* ke-4 . **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.22 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-11 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.23 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-12 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.24 *Feature Map* Hasil Proses Konvolusi dan *Nonlinearity* ke-13 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.25 *Feature Map* Hasil Proses *Maxpooling* ke-5 . **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.25 Grafik Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Model CNN 13 Layer dengan *Optimizer* Adam**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.26 *False Positive* dan *False Negative* dari Model CNN 13 Layer **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.27 Grafik Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Model CNN 13 Layer dengan *Optimizer* Adam**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.28 Sinyal AF yang diprediksi Normal (*False Positive*) **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.29 Grafik Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Model CNN 7 Layer dengan *Optimizer* Adam**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.30 *False Positive* dan *False Negative* dari Model CNN 7 Layer.. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.31 Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Model CNN 7 Layer dengan *Optimizer* SGD.....**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.32 Sinyal AF yang diprediksi Normal (*False Positive*) **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.33 Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Model CNN 7 Layer dengan *Optimizer* SGD.....**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.34 Sinyal AF yang diprediksi Normal (*False Positive*) **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.35 Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Model CNN 7 Layer dengan *Optimizer* SGD.....**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.36 Sinyal AF yang diprediksi Normal (*False Positive*) **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.37 Grafik ROC dari Model CNN 13 layer (Skenario Percobaan ke-1)**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.38 Grafik *Precision Recall* dari Model CNN 13 layer (Skenario Percobaan ke-1).....**Error! Bookmark not defined.**

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 <i>Confusion Matrix</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.1 <i>Deskripsi Dataset</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.2 <i>Label Sinyal</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.3 <i>Arsitektur CNN 1 Dimensi</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.4 <i>Confusion Matrix</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.5 <i>Spesifikasi Komputer yang Digunakan</i> ..	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.1 <i>Akurasi Training dan Testing</i> dalam persen (%) .	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.2 <i>Confusion Matrix Data Tes dari Model CNN 13 Layer</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.3 <i>Nilai Kinerja CNN 13 Layer</i> dalam persen (%)...	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.4 <i>Akurasi Training dan Testing</i> dalam persen (%) .	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.5 <i>Confusion Matrix Data Tes dari Model CNN 13 Layer</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.6 <i>Nilai Kinerja CNN 13 Layer</i> dalam persen (%)...	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.7 <i>Akurasi Training dan Testing</i> dalam persen (%) .	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.8 <i>Confusion Matrix Data Tes dari Model CNN 7 Layer</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.9 <i>Nilai Kinerja CNN 7 Layer</i> dalam persen (%).....	Error! Bookmark not defined.

Tabel 4.10 Akurasi *Training* dan *Testing* dalam persen (%) **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.11 *Confusion Matrix* Data Tes dari Model CNN 7 Layer..... **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.12 Nilai Kinerja CNN 7 Layer dalam persen (%)... **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.13 Akurasi *Training* dan *Testing* dalam persen (%) **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.14 *Confusion Matrix* Data Tes dari Model CNN 7 Layer..... **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.15 Nilai Kinerja CNN 7 Layer dalam persen (%)... **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.16 Akurasi *Training* dan *Testing* dalam persen (%) **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.17 *Confusion Matrix* Data Tes dari Model CNN 7 Layer..... **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.18 Nilai Kinerja CNN 7 Layer dalam persen (%)... **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.19 Perbandingan Nilai Kinerja rata-rata Model Terbaik dalam persen (%)
.....**Error! Bookmark not defined.**

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran A-1	Error! Bookmark not defined.
Lampiran A-2	Error! Bookmark not defined.
Lampiran A-3	Error! Bookmark not defined.

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Elektrokardiografi berperan sangat penting dalam bidang medis, karena fungsinya yang mengevaluasi aktivitas kelistrikan dan kondisi pada jantung manusia. Hasil evaluasi tersebut akan berbentuk grafik atau sinyal yang mewakili detak jantung manusia per satuan waktu, atau yang lebih dikenal dengan Elektrokardiogram (EKG) [1]. Sinyal EKG inilah yang akan memudahkan untuk memprediksi atau mendiagnosa aritmia pada jantung, karena detak jantung yang normal atau teratur sangat penting untuk memompa aliran darah ke seluruh bagian tubuh. Hal ini yang menyebabkan pentingnya mengevaluasi sinyal EKG. Secara umum, sinyal EKG ini terdiri dari gelombang P (kontraksi atrium), QRS (kontraksi ventrikular), dan T (relaksasi ventrikular), dimana gelombang utamanya, antara lain P, Q, R, S, T, dan U [2], [3].

Elektrokardiografi bisa dikatakan sebagai teknik atau metode yang paling umum untuk mendiagnosa aritmia, karena semua aktivitas yang berhubungan dengan kelistrikan pada jantung dapat dideteksi menggunakan sinyal EKG. Salah satu jenis aritmia yang paling umum dan serius, yaitu *Atrial Fibrillation* (AF) [4], [5]. AF ini biasanya terjadi karena jantung yang berdetak terlalu cepat ataupun terlalu lambat, dan aktivitas atrial yang tidak teratur serta tidak sinkron, selain itu juga tidak terdapat gelombang P pada sinyal EKG [6], [7]. Oleh sebab itu, sangat sulit untuk menganalisa secara konvensional bahwa sinyal EKG terdeteksi AF.

Jika tidak segera diatasi AF ini dapat menimbulkan masalah baru, karena sekitar 1-2% populasi pengidap AF dapat terkena stroke, dan kematian secara mendadak. Ada 2 pendekatan yang digunakan untuk mengklasifikasikan AF, pendekatan pertama lebih difokuskan pada penyebab tidak adanya gelombang P atau gangguan pada gelombang P tersebut. Sedangkan pendekatan kedua lebih difokuskan pada detak jantung dengan mendeteksi gelombang QRS [6], [8].

Berdasarkan penelitian yang pernah dilakukan pada beberapa tahun terakhir, *deep learning* telah berhasil melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi [9]. Beberapa metode *deep learning* yang digunakan untuk melakukan klasifikasi AF, antara lain *Deep Neural Networks* (DNN) [10], *Deep Belief Network* (DBN) [11], *Recurrent Neural Networks* (RNN) [4], dan *Convolutional Neural Networks* (CNN) [12]. Metode *deep learning* yang diusulkan pada penelitian ini yaitu *Convolutional Neural Networks* (CNN). Hal ini disebabkan karena CNN memiliki kelebihan dalam menggabungkan ekstraksi fitur dan klasifikasi dalam sebuah proses pembelajaran. Maka dari itu, CNN dapat langsung memproses sinyal EKG tanpa adanya pra pemrosesan data, seperti ekstraksi fitur, seleksi fitur, reduksi dimensi fitur, dan lain-lain [13]. Selain itu, kelebihan CNN dapat menghasilkan fitur yang diskriminatif langsung dari data atau pembelajaran fitur (*feature learning*) [14]. Dengan adanya fitur yang diskriminatif tersebut, diharapkan penelitian ini dapat melakukan klasifikasi dengan baik dan mendapatkan tingkat akurasi yang tinggi.

1.2 Tujuan dan Manfaat

1. Tujuan

Tujuan dari penulisan tugas akhir ini, adalah:

- a. Mengklasifikasikan penyakit jantung *Atrial Fibrillation* dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) 1 Dimensi.
- b. Membuat simulasi program klasifikasi penyakit jantung *Atrial Fibrillation* dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python*.

2. Manfaat

Manfaat dari penulisan tugas akhir ini, adalah:

- a. Dapat membantu para dokter untuk mendiagnosa penyakit jantung *Atrial Fibrillation* tanpa membutuhkan waktu yang lama dengan hasil yang akurat.
- b. Sebagai bahan bacaan bagi orang-orang yang sedang melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan *Atrial Fibrillation*.

1.3 Perumusan Masalah

1. Perumusan Masalah

Bagaimana membuat suatu sistem untuk mendiagnosa penyakit jantung dengan cepat dan hasil yang akurat.

2. Batasan Masalah

Berikut batasan masalah dari tugas akhir ini, yaitu :

- a. Penyakit yang di analisa pada penelitian ini hanya mengenai penyakit jantung *Atriall Fibrillation*.
- b. Penelitian ini hanya sebatas simulasi program dengan bahasa pemrograman *Python*.
- c. Dataset EKG yang digunakan untuk mengklasifikasikan *Atrial Filbiration* ini didapat dari *physionet.org*.
- d. Penelitian ini hanya mengklasifikasikan sinyal EKG *Atrial Fibrillation* dan normal.
- e. Output yang dihasilkan dari penelitian ini hanya berupa nilai akurasi yang digunakan untuk diagnosa penyakit jantung.

1.4 Metodologi Penelitian

Pada Tugas Akhir ini, metodologi dibagi menjadi beberapa tahapan yaitu:

1. Tahap Pertama (Metode Studi Pustaka atau Literatur)

Pada tahap pertama, metode ini mencari dan mengumpulkan referensi yang berupa literature yang terdapat pada buku dan internet mengenai “Klasifikasi *Atrial Fibrillation* dari EKG dengan Menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*”.

2. Tahap Kedua (Metode Konsultasi)

Pada tahap kedua, metode ini melakukan konsultasi kepada orang-orang yang memiliki pengetahuan serta wawasan yang baik dalam mengatasi permasalahan yang ditemui pada penulisan tugas akhir “Klasifikasi *Atrial Fibrillation* dari EKG dengan Menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*”.

3. Tahap Ketiga (Metode Pembuatan Model)

Pada tahap ketiga, metode ini membuat suatu perancangan pemodelan dengan menggunakan simulasi.

4. Tahap Keempat (Pengujian dan Validasi)

Pada tahap keempat, metode ini melakukan pengujian terhadap simulasi yang telah dibuat, apakah simulasi tersebut dapat menghasilkan nilai akurasi yang baik atau tidak

5. Tahap Kelima (Metode Analisa dan Hasil)

Pada tahap kelima, hasil dari pengujian pada tugas akhir ini akan dianalisis kekurangannya, sehingga dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya

6. Tahap Keenam (Metode Penarikan Kesimpulan dan saran)

Pada tahap keenam, dari analisa yang telah dibuat maka dapat ditarik kesimpulan dan saran untuk penelitian selanjutnya.

1.5 Sistematika Penulisan

Untuk mempermudah dalam menyusun laporan Tugas Akhir ini dan isi dari setiap bab yang ada pada laporan ini dapat lebih jelas, maka dibuatlah sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB 1 PENDAHULUAN

Pada bab ini berisi tentang latar belakang masalah, tujuan dan manfaat, perumusan dan batasan masalah dari penelitian ini, metode penelitian, dan sistematika penulisan dari penelitian ini.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini memuat penjelasan dasar teori, konsep dan prinsip dasar yang diperlukan untuk memecahkan masalah penelitian.

BAB III METODOLOGI

Pada bab ini memuat metodologi yang digunakan dalam penelitian ini dan perancangan sistem yang meliputi rancangan perangkat lunak, rancangan program, rancangan dataset, serta rancangan masukan dan keluaran.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini memuat hasil-hasil yang diperoleh dari penelitian dan pembahasan terhadap hasil yang telah dicapai, serta masalah-masalah yang ditemui selama penelitian, training, testing serta kelebihan dan kekurangan sistem yang telah dibuat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Savalia and V. Emamian, "Cardiac Arrhythmia Classification by Multi-Layer Perceptron and Convolution Neural Networks," 2018.
- [2] S. Nurmaini, R. U. P, M. N. R, and A. Gani, "Cardiac Arrhythmias Classification Using Deep Neural Networks and Principle Component Analysis Algorithm," *Int. J. Adv. Soft Compu. Appl.*, vol. 10, no. 2, 2018.
- [3] P. Warrick and M. Nabhan Homsi, "Cardiac Arrhythmia Detection from ECG Combining Convolutional and Long Short-Term Memory Networks," vol. 44, pp. 1–4, 2017.
- [4] P. Schwab, G. C. Scebba, J. Zhang, M. Delai, and W. Karlen, "Beat by Beat : Classifying Cardiac Arrhythmias with Recurrent Neural Networks," vol. 44, pp. 1–4, 2017.
- [5] D. Smoleń, "Atrial Fibrillation Detection Using Boosting and Stacking Ensemble," vol. 44, pp. 1–4, 2017.
- [6] S. Ghiasi, M. Abdollahpur, N. Madani, K. Kiani, and A. Ghaffari, "Atrial Fibrillation Detection Using Feature Based Algorithm and Deep Convolutional Neural Network," vol. 44, pp. 1–4, 2017.
- [7] M. Da, S. Filarder, and F. Marzbanrad, "Combining Template-based and Feature-based Classification to Detect Atrial Fibrillation from a Short Single Lead ECG Recording," vol. 44, pp. 1–4, 2017.
- [8] Y. Hagiwara *et al.*, "Computer-aided diagnosis of atrial fibrillation based on ECG Signals: A review," *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 467, pp. 99–114, 2018.
- [9] S. Khan, H. Rahmani, S. A. A. Shah, and M. Bennamoun, *A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision*, vol. 8, no. 1. 2018.
- [10] S. Hong *et al.*, "ENCASE : an ENsemble CLASSifiEr for ECG Classification Using Expert Features and Deep Neural Networks," vol. 44, pp. 2–5, 2017.
- [11] R. Tripathy, M. R. Arrieta Paternina, J. G. Arrieta, P. Pattanaik, and G. € Sanatorio, "Automated Detection of Atrial Fibrillation Ecg Signals Using Two Stage Vmd and Atrial Fibrillation Diagnosis Index," *J. Mech. Med. Biol.*, vol. 17, no. 7, pp. 1–20, 2017.
- [12] B. S. Chandra, C. S. Sastry, S. Jana, and S. Patidar, "Atrial Fibrillation Detection Using Convolutional Neural Networks," vol. 44, pp. 1–4, 2017.
- [13] S. Kiranyaz, T. Ince, O. Abdeljaber, O. Avci, and M. Gabbouj, "1-D Convolutional Neural Networks for Signal Processing Applications," pp. 8360–8364, 2019.
- [14] V. Sze, S. Member, Y. Chen, S. Member, and T. Yang, "Efficient

- Processing of Deep Neural Networks : A Tutorial and Survey,” pp. 1–32.
- [15] 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.
- [16] Z. Yao, Z. Zhu, and Y. Chen, “Atrial fibrillation detection by multi-scale convolutional neural networks,” *20th Int. Conf. Inf. Fusion, Fusion 2017 - Proc.*, 2017.
- [17] Y. Xia, N. Wulan, K. Wang, and H. Zhang, “Detecting atrial fibrillation by deep convolutional neural networks,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 93, pp. 84–92, 2018.
- [18] E. Rivera, Daniel & Veiga, Cesar & Rodriguez-Andina, J.J. & Farina, Jose & Garcia, “Using Support Vector Machines for Atrial Fibrillation Screening,” *Int. Symp. Ind. Electron.*, pp. 2056–2060, 2017.
- [19] S. Shanmuganathan and S. Samarasinghe, *Artificial Neural Network Modelling*. .
- [20] A. Malav, K. Kadam, and P. Kamat, “PREDICTION OF HEART DISEASE USING K-MEANS and ARTIFICIAL NEURAL NETWORK as HYBRID APPROACH to IMPROVE ACCURACY,” *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 9, no. 4, pp. 3081–3085, 2017.
- [21] M. Shah and R. Kapdi, “Object detection using deep neural networks,” *2017 Int. Conf. Intell. Comput. Control Syst.*, pp. 787–790, 2017.
- [22] U. R. Acharya, S. L. Oh, Y. Hagiwara, J. H. Tan, and H. Adeli, “Deep convolutional neural network for the automated detection and diagnosis of seizure using EEG signals,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 100, pp. 270–278, 2018.
- [23] B. J. Erickson, P. Korfiatis, Z. Akkus, T. Kline, and K. Philbrick, “Toolkits and Libraries for Deep Learning,” 2017.
- [24] B. Karlik and V. Olgac, “Performance Analysis of Various Activation Functions in Generalized MLP Architectures of Neural Networks,” *Int. J. Artif. Intell. Expert Syst.*, vol. 1, no. 4, pp. 111–122, 2011.
- [25] N. Kaiyrbekov, O. Krestinskaya, and A. P. James, “Variability Analysis of Memristor-based Sigmoid Function,” *2018 Int. Conf. Comput. Netw. Commun.*, pp. 206–209.
- [26] B. Zoph and Q. V Le, “Earching for,” pp. 1–13, 2017.
- [27] Z. A. Fikriya, M. I. Irawan, J. Matematika, F. Matematika, and P. Alam, “Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital,” vol. 6, no. 1, 2017.
- [28] A. B. Van Wyk, A. P. Engelbrecht, S. Member, and A. T. Algorithm,

“Overfitting by PSO Trained Feedforward Neural Networks,” 2010.

- [29] G. D. Clifford *et al.*, “AF Classification from a Short Single Lead ECG Recording : the PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge 2017,” vol. 44, pp. 1–4, 2017.
- [30] 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.
- [31] M. Sokolova and G. Lapalme, “A systematic analysis of performance measures for classification tasks,” *Inf. Process. Manag.*, vol. 45, no. 4, pp. 427–437, 2009.