

**KLASIFIKASI KELAS BINER PADA SINYAL EKG UNTUK KASUS
ATRIAL FIBRILLATION MENGGUNAKAN *RECURRENT NEURAL
NETWORK***

TUGAS AKHIR

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



Oleh

Ferlita Pratiwi Arisanti

09011181520015

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2019**

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI KELAS BINER PADA SINYAL EKG UNTUK KASUS
ATRIAL FIBRILLATION MENGGUNAKAN *RECURRENT NEURAL*
NETWORK

TUGAS AKHIR

Sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan
Program Studi Sistem Komputer

Oleh

Ferlita Pratiwi Arisanti
09011181520015

Indralaya, September 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 : Jum'at

Tanggal : 06 September 2019

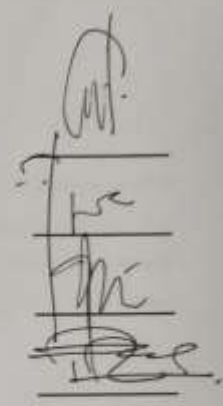
Tim Penguji :

1. Ketua : Ahmad Zarkasi, S.T., M.T

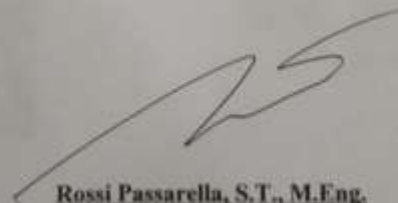
2. Sekretaris : Firdaus S.T., M.Kom

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

4. Anggota II : Rendyansyah, M.T

Handwritten signatures of the examiners, corresponding to the list of names on the left. There are four distinct signatures, each written over a horizontal line.

Mengetahui,
Ketua Jurusan Sistem Komputer



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

NIP. 19780611 201012 1 004

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Ferlita Pratiwi Arisanti

NIM : 09011181520015

Judul : Klasifikasi Kelas Biner pada Sinyal EKG Untuk Kasus *Atrial Fibrillation*
Menggunakan *Recurrent Neural Network*.

Hasil Pengecekan Software (Thenticate/Turnitin) : 3%

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan atau plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan atau plagiat dalam laporan tugas akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari universitas Sriwijaya. Demikian, pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tidak dipaksakan.



Indralaya, September 2019



Ferlita Pratiwi Arisanti

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PENGESAHAN	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERSETUJUAN	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERNYATAAN	Error! Bookmark not defined.
KATA PENGANTAR	Error! Bookmark not defined.
Abstract	Error! Bookmark not defined.
Abstrak	Error! Bookmark not defined.
DAFTAR ISI	Error! Bookmark not defined.
DAFTAR GAMBAR	9
DAFTAR TABEL	13
DAFTAR LAMPIRAN	15
BAB I PENDAHULUAN	18
1.1 Latar belakang	18
1.2 Tujuan dan Manfaat.....	19
1.3 Perumusan dan Batasan Masalah	19
1.4 Metodologi Penelitian	19
1.5 Sistematika Penulisan.....	20
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	Error! Bookmark not defined.
2.1 Elektrokardiogram (EKG).....	Error! Bookmark not defined.
2.2 Aritmia.....	Error! Bookmark not defined.
2.2.1 <i>Atrial Fibrillation</i> (AF)	Error! Bookmark not defined.
2.3 <i>Artificial Neural Network</i> (ANN).....	Error! Bookmark not defined.
2.4 <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN)	Error! Bookmark not defined.
2.4.1 Jenis-jenis pemrosesan RNN	Error! Bookmark not defined.
2.5 <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM)	Error! Bookmark not defined.
2.6 <i>Gated Recurrent Units</i> (GRU)	Error! Bookmark not defined.
2.7 Fungsi Aktivasi.....	Error! Bookmark not defined.
2.7.1 Sigmoid.....	Error! Bookmark not defined.
2.7.2 <i>Hyperbolic Tangent</i> (Tanh)	Error! Bookmark not defined.
2.7.3 <i>Rectified Linear Unit</i> (ReLU).....	Error! Bookmark not defined.
2.7.4 <i>Softmax</i>	Error! Bookmark not defined.
2.8 <i>Loss Function</i>	Error! Bookmark not defined.

2.8.1 <i>Mean Squared Error</i> (MSE)	Error! Bookmark not defined.
2.8.2 <i>Mean Absolute Error</i> (MAE).....	Error! Bookmark not defined.
2.9 Validasi Model	Error! Bookmark not defined.
2.9.1 <i>Confusion Matrix</i>	Error! Bookmark not defined.
2.9.2 Akurasi.....	Error! Bookmark not defined.
2.9.3 <i>Balance Accuracy</i> (BACC).....	Error! Bookmark not defined.
2.9.4 <i>Matthew correlation coefficient</i> (MCC)	Error! Bookmark not defined.
2.9.5 <i>Geometric Mean</i> (G-Mean)	Error! Bookmark not defined.
2.9.6 Presisi.....	Error! Bookmark not defined.
2.9.7 <i>Recall</i> atau Sensitivitas	Error! Bookmark not defined.
2.9.8 Spesifisitas	Error! Bookmark not defined.
2.9.9 <i>F1 Score</i>	Error! Bookmark not defined.
2.9.10 <i>Receiver Operating Characteristic</i> (ROC)	Error! Bookmark not defined.
2.9.11 <i>Area Under Curve</i> (AUC).....	Error! Bookmark not defined.
2.10 <i>Discrete Wavelet Transform</i> (DWT)	Error! Bookmark not defined.
2.11 <i>Resampling</i> Data.....	Error! Bookmark not defined.
2.11.1 <i>Oversampling</i>	Error! Bookmark not defined.
2.11.2 <i>Undersampling</i>	Error! Bookmark not defined.
2.11.3 <i>Random Sampling</i>	Error! Bookmark not defined.
BAB III METODOLOGI	Error! Bookmark not defined.
3.1 Persiapan Data	Error! Bookmark not defined.
3.2 Pra Pemrosesan.....	Error! Bookmark not defined.
3.2.1 Normalisasi	Error! Bookmark not defined.
3.2.2 <i>Denoising</i> Sinyal.....	Error! Bookmark not defined.
3.2.3 Segmentasi	Error! Bookmark not defined.
3.2.4 <i>Resampling</i> Data	Error! Bookmark not defined.
3.3 Klasifikasi.....	Error! Bookmark not defined.
3.3.1 Klasifikasi Dengan LSTM	Error! Bookmark not defined.
3.4 Validasi Model	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 F1 Score	Error! Bookmark not defined.
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	Error! Bookmark not defined.
4.1 Persiapan Data	Error! Bookmark not defined.
4.2 Normalisasi	Error! Bookmark not defined.
4.3 <i>Denoising</i> Sinyal	Error! Bookmark not defined.
4.4 Segmentasi	Error! Bookmark not defined.
4.5 Resampling Data	Error! Bookmark not defined.
4.5.1 <i>Resampling</i> Data Tanpa Menggunakan SMOTE.	Error! Bookmark not defined.
4.5.2 <i>Resampling</i> Data Menggunakan SMOTE.....	Error! Bookmark not defined.
4.6 Pengujian Klasifikasi AF Dengan Menggunakan LSTM..	Error! Bookmark not defined.
4.6.1 Pengujian <i>Imbalance</i> Data	Error! Bookmark not defined.
4.6.2 Pengujian Tanpa SMOTE Rasio 80:20 dengan Fungsi DWT <i>Sym5</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.3 Pengujian Tanpa SMOTE Rasio 70:30 dengan Fungsi DWT <i>Sym5</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.4 Pengujian Tanpa SMOTE Rasio 60:40 dengan Fungsi DWT <i>Sym5</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.5 Pengujian Tanpa SMOTE Rasio 50:50 dengan Fungsi DWT <i>Sym5</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.6 Pengujian Menggunakan SMOTE Sebelum Split dengan Fungsi DWT <i>Sym5</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.7 Pengujian Menggunakan SMOTE Rasio 80:20 dengan Fungsi DWT <i>Sym5</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.8 Pengujian Menggunakan SMOTE Rasio 70:30 dengan Fungsi DWT <i>Sym5</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.9 Pengujian Menggunakan SMOTE Rasio 60:40 dengan Fungsi DWT <i>Sym5</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.10 Pengujian Menggunakan SMOTE Rasio 50:50 dengan Fungsi DWT <i>Sym5</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.11 Pengujian Tanpa SMOTE Rasio 80:20 dengan Fungsi DWT <i>Bior6.8</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.12 Pengujian Tanpa SMOTE Rasio 70:30 dengan Fungsi DWT <i>Bior6.8</i>	Error! Bookmark not defined.

4.6.13 Pengujian Tanpa SMOTE Rasio 60:40 dengan Fungsi DWT <i>Bior6.8</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.14 Pengujian Tanpa SMOTE Rasio 50:50 dengan Fungsi DWT <i>Bior6.8</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.15 Pengujian Menggunakan SMOTE Sebelum Split dengan Fungsi DWT <i>Bior6.8</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.16 Pengujian Menggunakan SMOTE Rasio 80:20 dengan Fungsi DWT <i>Bior6.8</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.17 Pengujian Menggunakan SMOTE Rasio 70:30 dengan Fungsi DWT <i>Bior6.8</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.18 Pengujian Menggunakan SMOTE Rasio 60:40 dengan Fungsi DWT <i>Bior6.8</i>	Error! Bookmark not defined.
4.6.19 Pengujian Menggunakan SMOTE Rasio 50:50 dengan Fungsi DWT <i>Bior6.8</i>	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	22

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Gelombang Sinyal EKG	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.2 Struktur ANN.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.3 Cara Kerja ANN	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.4 Modul RNN	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.5 Proses RNN dan <i>Unfolding</i>	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.6 Pemrosesan RNN Satu ke Satu.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.7 Pemrosesan RNN Satu ke Banyak....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.8 Pemrosesan RNN Banyak ke Satu....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.9 Pemrosesan RNN Banyak ke Banyak	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.10 Arsitektur LSTM	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.11 Forget Gate	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.12 Input Gate	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.13 Cell State.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.14 Output Gate.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.15 Grafik Fungsi Aktivasi Sigmoid.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.16 Grafik Fungsi Aktivasi Tanh	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.17 Grafik Fungsi Aktivasi ReLu	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.18 Grafik Fungsi Aktivasi Softmax.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.19 Grafik ROC.....	Error! Bookmark not defined.
Gambar 2.20 Grafik AUC	Error! Bookmark not defined.

Gambar 3.1 Diagram Alir (a) *Imbalance Data* (b) *Balance Data*..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.2 Distribusi Data *Computing in Cardiology (CinC) Challenge 2017* **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.3 Distribusi Data yang Digunakan..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.4 Sinyal EKG (a) Label A00001 Normal (b) Label A00004 AF (c) Label A00008 Ritme Lainnya (d) Label A00022 Noisy..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.5 Diagram Alir Pra Pemrosesan **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.6 Diagram Alir *Denoising* Sinyal **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.7 Dekomposisi *Wavelet* (a) *Sym5* dan (b) *Bior6.8*.... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.8 Proses Filter DWT **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.9 Proses *Window Size* **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.10 Pembagian *Training Data* dan *Testing Data*. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.11 Blok Diagram RNN **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.12 Algoritma RNN **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.13 Diagram Alir Klasifikasi..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.14 Arsitektur LSTM **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.1 (a) Sinyal Sebelum Normalisasi Label A00001 Normal (b) Sinyal Sesudah Normalisasi Label A00001 Normal..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.2 (a) Sinyal Sebelum Normalisasi Label A00004 AF (b) Sinyal Sesudah Normalisasi Label A00004 AF **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.3 Dekomposisi *Low Pass Filter* dan *High Pass Filter Sym5*..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.4 Dekomposisi *Low Pass Filter* dan *High Pass Filter Bior6.8*... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.5 (a) Sinyal Sebelum *Denoising* Label A00001 Normal (b) Sinyal Sesudah *Denoising* Label A00001 Normal Menggunakan *Sym5*..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.6 (a) Sinyal Sebelum *Denoising* Label A00004 AF (b) Sinyal Sesudah *Denoising* Label A00004 AF Menggunakan *Sym5*..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.7 (a) Sinyal Sebelum *Denoising* Label A00001 Normal (b) Sinyal Sesudah *Denoising* Label A00001 Normal Menggunakan *Bior6.8*..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.8 (a) Sinyal Sebelum *Denoising* Label A00004 AF (b) Sinyal Sesudah *Denoising* Label A00004 AF Menggunakan *Bior6.8* **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.9 Hasil Segmentasi *Window Size* 1 Detik Jumlah *Node* 300 (a) A00001 Normal (b) A00004 AF **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.10 Hasil Segmentasi *Window Size* 2 Detik Jumlah *Node* 600 (a) A00001 Normal (b) A00004 AF **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.11 Hasil Segmentasi *Window Size* 3 Detik Jumlah *Node* 900 (a) A00001 Normal (b) A00004 AF **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.12 *Time Step* (a) Sebelum *Padding* (b) Setelah *padding* **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.13 Hasil Sinyal Tiruan Data AF **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.14 Grafik Akurasi Model 1 *Imbalance* Data **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.15 Grafik ROC Model 1 *Imbalance* Data **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.16 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 80:20 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.17 Grafik ROC Model 1 Rasio 80:20 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.18 Grafik Akurasi Model 2 Rasio 70:30 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.19 Grafik ROC Model 2 Rasio 70:30 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.20 Grafik Akurasi Model 3 Rasio 60:40 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.21 Grafik ROC Rasio 60:40 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.22 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 50:50 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.23 Grafik ROC Rasio 50:50 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.24 Grafik Akurasi Model 1 Menggunakan SMOTE **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.25 Grafik ROC Menggunakan SMOTE **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.26 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 80:20 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.27 Grafik ROC Model 1 Rasio 80:20 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.28 Grafik Akurasi Model 3 Rasio 70:30 **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.29 Grafik ROC Model 3 Rasio 70:30 .. **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.30 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 60:40..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.31 Grafik ROC Model 1 Rasio 60:40..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.32 Grafik Akurasi Model 3 Rasio 50:50..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.33 Grafik ROC Model 3 Rasio 50:50..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.34 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 80:20..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.35 Grafik ROC Model 1 Rasio 80:20..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.36 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 70:30..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.37 Grafik ROC Model 1 Rasio 70:30..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.38 Grafik Akurasi Model 3 Rasio 60:40..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.39 Grafik ROC Model 3 Rasio 60:40..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.40 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 50:50..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.41 Grafik ROC Model 1 Rasio 50:50..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.42 Grafik Akurasi Model 2 Menggunakan SMOTE **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.43 Grafik ROC Model 2 Menggunakan SMOTE..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.44 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 80:20..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.45 Grafik ROC Model 1 Rasio 80:20..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.46 Grafik Akurasi Model 3 Rasio 70:30..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.47 Grafik ROC Model 1 Rasio 70:30..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.48 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 60:40..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.49 Grafik ROC Model 1 Rasio 60:40..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.50 Grafik Akurasi Model 1 Rasio 50:50..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.51 Grafik ROC Model 1 Rasio 50:50..**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.52 Grafik Akurasi Model Terbaik Tanpa Menggunakan SMOTE dengan Fungsi DWT *Sym5*.....**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.53 Grafik Akurasi Model Terbaik Menggunakan SMOTE dengan Fungsi DWT *Sym5***Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.54 Grafik Akurasi Model Terbaik Tanpa Menggunakan SMOTE dengan Fungsi DWT *Bior6.8***Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.55 Grafik Akurasi Model Terbaik Menggunakan SMOTE dengan Fungsi DWT *Bior6.8*.....**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.56 Grafik ROC Model Terbaik Tanpa Menggunakan SMOTE dengan Fungsi DWT *Sym5***Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.57 Grafik ROC Model Terbaik Menggunakan SMOTE dengan Fungsi DWT *Sym5***Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.58 Grafik ROC Model Terbaik Tanpa Menggunakan SMOTE dengan Fungsi DWT *Bior6.8*.....**Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.59 Grafik ROC Model Terbaik Menggunakan SMOTE dengan Fungsi DWT *Bior6.8***Error! Bookmark not defined.**

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.4 Confusion Matrix	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.1 Panjang Durasi Rekaman Sinyal	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.2 Label Penyakit Normal dan AF	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.3 Parameter <i>Tuning</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.4 <i>Confusion Matrix</i>	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.1 Jumlah Data yang Digunakan.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.2 Jumlah <i>Training</i> Data dan <i>Testing</i> Data	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.3 <i>Confusion Matrix Imbalance</i> Data	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.4 Nilai Kinerja <i>Imbalance</i> Data	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.5 Akurasi <i>Training</i> dan Akurasi <i>Testing</i> Rasio 80:20...	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.6 <i>Confusion Matrix</i> Model 1 Rasio 80:20	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.7 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 80:20	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.8 Akurasi <i>Training</i> dan Akurasi <i>Testing</i> Rasio 70:30...	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.9 <i>Confusion Matrix</i> Model 2 Pada Rasio 70:30	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.10 Nilai Kinerja Model 2 Rasio 70:30	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.11 Akurasi <i>Training</i> dan Akurasi <i>Testing</i> Rasio 60:40.	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.12 <i>Confusion Matrix</i> Model 3 Rasio 60:40	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.13 Nilai Kinerja Model 3 Rasio 60:40	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.14 Akurasi <i>Training</i> dan Akurasi <i>Testing</i> Rasio 50:50.	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.15 <i>Confusion Matrix</i> Model 3 Pada Rasio 50:50 ...	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4.16 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 50:50	Error! Bookmark not defined.

Tabel 4.17 Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Menggunakan SMOTE.. **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.18 *Confusion Matrix* Model 1 Menggunakan SMOTE. **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.19 Nilai Kinerja Model 1 Menggunakan SMOTE . **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.20 Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Rasio 80:20. **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.21 *Confusion Matrix* Model 1 Rasio 80:20 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.22 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 80:20 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.23 Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Rasio 70:30. **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.24 *Confusion Matrix* Model 3 Rasio 70:30 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.25 Nilai Kinerja Model 3 Rasio 70:30 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.26 Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Rasio 60:40. **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.27 *Confusion Matrix* Model 1 Rasio 60:40 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.28 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 60:40 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.29 Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Rasio 50:50. **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.30 *Confusion Matrix* Model 3 Rasio 50:50 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.31 Nilai Kinerja Model 3 Rasio 50:50 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.32 *Confusion Matrix* Model 1 Rasio 80:20 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.33 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 80:20 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.34 *Confusion Matrix* Model 1 Rasio 70:30 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.35 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 70:30 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.36 *Confusion Matrix* Model 3 Rasio 60:40 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.37 Nilai Kinerja Model 3 Rasio 60:40 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.38 *Confusion Matrix* Model 1 Rasio 50:50 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.39 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 50:50**Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.40 Nilai Kinerja Model 2 Menggunakan SMOTE. **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.41 Akurasi *Training* dan Akurasi *Testing* Rasio 80:20. **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.42 *Confusion Matrix* Model 1 Rasio 80:20 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.43 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 80:20**Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.44 *Confusion Matrix* Model 3 Rasio 70:30 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.45 Nilai Kinerja Model 3 Rasio 70:30**Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.46 *Confusion Matrix* Model 1 Rasio 60:40 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.47 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 60:40**Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.48 *Confusion Matrix* Model 1 Rasio 50:50 **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.49 Nilai Kinerja Model 1 Rasio 50:50**Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.50 Model Terbaik Menggunakan *Sym5* ...**Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.51 Model Terbaik Menggunakan *Bior6.8* **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.52 Nilai Kinerja Model Terbaik *Imbalance* Data... **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.53 Nilai Kinerja Model Terbaik Menggunakan *Sym5*...**Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.54 Nilai Kinerja Model Terbaik Menggunakan *Bior6.8***Error! Bookmark not defined.**

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN I. Form Perbaikan

LAMPIRAN II. Cek Plagiat

*Classification Binary Class of ECG Signal for Atrial Fibrillation Case Using
Recurrent Neural Network*

Ferlita Pratiwi Arisanti (09011181520015)

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

Email: ferlitapratwi42@gmail.com

Abstract

Early detection of cardiac disease can extend life through proper treatment. One of the most dangerous cardiac diseases is atrial fibrillation. Atrial fibrillation can be detected using an electrocardiogram (ECG), which is a signal recording of the electrical activity of the heart. This research aims to classify normal heart and atrial fibrillation of the ECG signal. Recurrent Neural Network (RNN) with Long Short-Term Memory (LSTM)-based is proposed due to can process sequential data such as ECG signal. This study used Physionet.org/Computing in Cardiology (CinC) Challenge 2017 database, which has a large imbalanced data ratio. To overcome the problems of imbalanced data, Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) is proposed. SMOTE technique shows the results performance accuracy, sensitivity, specificity, precision, and F1 score is 94.83%, 94.95%, 94.95%, 94.78%, and 94.82%, respectively.

Keywords : *Electrocardiogram, classification, Atrial Fibrillation, Recurrent Neural Network, SMOTE.*

Indralaya, September 2019

Mengetahui

Pembimbing Tugas Akhir

Ketua Jurusan Sistem Komputer

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

Firdaus S.T. M.Kom
NIP. 19780121 200812 1 003

**Klasifikasi Kelas Biner Pada Sinyal EKG Untuk Kasus *Atrial Fibrillation*
Menggunakan *Recurrent Neural Network***

Ferlita Pratiwi Arisanti (09011181520015)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email: ferlitaprawi42@gmail.com

Abstrak

Deteksi dini penyakit jantung atau kelainan pada jantung dapat memperpanjang hidup melalui penanganan yang tepat. Salah satu penyakit jantung yang memiliki tingkat keparahan yang tinggi yaitu *atrial fibrillation*. Penyakit *atrial fibrillation* dapat dideteksi menggunakan elektrokardiogram (EKG) yang merupakan rekaman sinyal dari aktivitas listrik jantung. Penelitian ini, melakukan klasifikasi jantung normal dan *atrial fibrillation* pada sinyal EKG. Metode *Recurrent Neural Network* dengan arsitektur *Long-short Term Memory* diusulkan karena mampu memproses data yang sekuensial seperti sinyal EKG. Data yang digunakan diperoleh dari *Physionet.org/Computing in Cardiology (CinC) Challenge 2017* dengan distribusi data yang tidak seimbang. Untuk mengatasi data yang tidak seimbang maka menggunakan teknik *Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)*. Teknik SMOTE menunjukkan hasil nilai kinerja akurasi, sensitivitas, spesifisitas, Presisi dan F1 score, masing-masing yaitu 94.83%, 94.95%, 94.95%, 94.78% dan 94.82%.

Kata Kunci : Elektrokardiogram, Klasifikasi, *Atrial Fibrillation*, *Recurrent Neural Network*, SMOTE.

Indralaya, September 2019

Mengetahui

Pembimbing Tugas Akhir

Ketua Jurusan Sistem Komputer

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

Firdaus S.T. M.Kom
NIP. 19780121 200812 1 003

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Deteksi dini penyakit jantung atau kelainan pada jantung dapat memperpanjang hidup dan meningkatkan kualitas hidup melalui penanganan yang tepat [1]. Salah satu alat yang digunakan untuk mendiagnosa penyakit jantung yaitu Elektrokardiografi (EKG). Pada umumnya, sinyal EKG terdiri dari lima gelombang yaitu gelombang P, Q, R, S dan T. Dimana gelombang P merupakan kontraksi atrium, gelombang T depolarisasi pada relaksasi ventricular, QRS kompleks merupakan depolarisasi ventricular atau kontraksi ventricular [2].

EKG dapat digunakan dalam mendeteksi kondisi jantung yang tidak normal atau aritmia [3]. Salah satu penyakit aritmia yaitu *atrial fibrillation* (AF) [4]. AF penyakit aritmia dengan prevalensi 33.5 juta pada tahun 2010 [5]. Penyakit yang diakibatkan oleh AF seperti *stroke*, gagal jantung serta dapat menyebabkan kematian mendadak jika tidak diatasi. AF disebabkan karena tidak adanya gelombang P pada sinyal EKG, dan detak jantung yang terlalu lambat dan terlalu cepat sehingga menyebabkan RR interval yang tidak teratur [6]. Hal tersebut menyebabkan kesulitan dalam melakukan klasifikasi secara konvensional. Maka digunakan metode *deep learning* [7]. Karena pada *deep learning* fitur ekstraksi dilakukan secara otomatis dan melakukan pembelajaran sendiri [8].

Pada penelitian sebelumnya, metode *deep learning* yang digunakan untuk melakukan pemrosesan sinyal EKG yaitu *Deep Belief Network* (DBN) [9], *deep neural network* (DNN) [10], *convolutional neural network* (CNN) [11], *novel neural network* [11] dan *recurrent neural network* (RNN) [4]. Pada penelitian ini, metode *deep learning* yang digunakan pada penelitian ini yaitu *recurrent neural network* (RNN). Karena pada RNN dapat memproses data yang sekuensial dalam hal ini cocok digunakan untuk sinyal EKG. RNN ini menggunakan memori internal untuk menyimpan informasi serta *input* dan *output* yang bergantung satu sama lain [12].

1.2 Tujuan dan Manfaat

1. Tujuan

Tujuan dari penulisan tugas akhir ini adalah:

- a. Membuat model untuk melakukan klasifikasi *atrial fibrillation* (AF) dengan menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) pada kasus *binary class*.
- b. Menganalisis hasil pengujian dan validasi model dari metode *recurrent neural network* (RNN).

2. Manfaat

Manfaat dari penulisan tugas akhir ini adalah:

- a. Dapat membantu para Dokter dalam melakukan klasifikasi penyakit *atrial fibrillation* dengan akurat dan tanpa membutuhkan waktu yang lama
- b. Sebagai bahan bacaan bagi orang-orang yang sedang melakukan penelitian untuk melakukan klasifikasi *atrial fibrillation*.

1.3 Perumusan dan Batasan Masalah

Dalam mendiagnosa penyakit kelainan pada jantung dapat dilakukan dengan metode *deep learning*. Karena jika dilakukan secara konvensional dibutuhkan waktu yang lama dan terkadang tidak akurat. Salah satu metode yang dapat digunakan yaitu *deep learning*. Metode *deep learning* salah satunya yaitu *recurrent neural network* (RNN) karena dapat memproses data yang sekuensial. Maka, pada penelitian ini bagaimana cara mengklasifikasikan *atrial fibrillation* (AF) dengan metode RNN agar menghasilkan klasifikasi yang akurat. Namun, pada penelitian ini masih memiliki keterbatasan seperti model yang digunakan hanya sebatas pemrograman menggunakan *python*, data yang diklasifikasikan hanya dua kelas yaitu normal dan AF, dataset yang diperoleh dari *Physionet.org/Computing in Cardiology (CinC) Challenge 2017*, dan *output* yang dihasilkan hanya berupa nilai kinerja .

1.4 Metodologi Penelitian

Pada penelitian ini, Metodologi dibagi menjadi beberapa bagian yaitu:

1. Tahap Pertama (Metodologi Studi Pustaka atau Literatur)
Pada tahap pertama, metode ini peneliti melakukan apa itu kajian pustaka yaitu dengan mempelajari buku-buku referensi dan mencari referensi dari internet serta jurnal dan penelitian sejenis sebelumnya yang pernah dilakukan oleh orang lain.
2. Tahap Kedua (Metode Konsultasi)
Pada tahap kedua, metode ini melakukan konsultasi dengan orang-orang yang ahli dan memiliki pengetahuan serta wawasan yang terkait dengan penelitian ini.
3. Tahap Ketiga (Metode Pembuatan Model)
Pada tahap ketiga, metode ini membuat rancangan model dengan menggunakan Bahasa Pemrograman *Python*.
4. Tahap Keempat (Pengujian dan Validasi)
Pada tahap keempat, metode ini melakukan pengujian dari simulasi yang telah dibuat untuk mendapatkan hasil Akurasi yang baik atau tidak. Dan hasil tersebut dinilai baik atau tidak dengan meminta penilaian ahli yang berpengalaman.
5. Tahap Kelima (Metode Analisa dan Hasil)
Pada tahap kelima, hasil dari pengujian penelitian ini akan dianalisis dan diambil kekurangannya sehingga dapat dilakukan untuk penelitian selanjutnya.
6. Tahap Keenam (Metode Penarikan Kesimpulan dan Saran)
Pada tahap keenam, dari analisa yang telah dibuat dan dianalisis kekurangannya maka ditarik kesimpulan dan saran-saran yang dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya.

1.5 Sistematika Penulisan

Untuk memahami dan mempermudah laporan tugas akhir ini, maka isi yang tertera pada laporan ini dikelompokkan menjadi beberapa sub bab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini berisikan 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 berisikan tentang dasar teori, prinsip dan konsep dasar yang diambil dari kutipan jurnal yang berkaitan dengan penyusunan laporan penelitian serta beberapa literature review yang berhubungan dengan penelitian ini.

BAB III METODOLOGI

Pada bab ini berisikan metodologi yang digunakan dalam penelitian ini dan rancangan sistem yang meliputi rancangan program, rancangan dataset serta hasil masukan dan keluaran.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini berisikan hasil-hasil yang didapatkan dari penelitian dan pembahasan terhadap hasil training dan testing, serta kekurangan dan kelebihan dari sistem yang telah dibuat.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisikan kesimpulan dari hasil penelitian serta saran-saran yang dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. D. Übeyli, “Expert Systems with Applications Recurrent neural networks employing Lyapunov exponents for analysis of ECG signals,” vol. 37, pp. 1192–1199, 2010.
- [2] P. Warrick and M. N. Homsy, “Cardiac Arrhythmia Detection from ECG Combining Convolutional and Long Short-Term Memory Networks,” pp. 1–4.
- [3] V. Uspenskiy, “Information Function of the Heart . A Measurement Model,” pp. 383–386, 2011.
- [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] M. Zabihi, A. B. Rad, A. K. Katsaggelos, S. Kiranyaz, S. Narkilahti, and M. Gabbouj, “Detection of Atrial Fibrillation in ECG Hand-held Devices Using a Random Forest Classifier,” vol. 44, pp. 3–6, 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] Y. Guo, Y. Liu, A. Oerlemans, S. Lao, S. Wu, and M. S. Lew, “Neurocomputing Deep learning for visual understanding : A review,” vol. 187, pp. 27–48, 2016.
- [8] T. P. Utomo *et al.*, “Deep Learning for ECG Classification Deep Learning for ECG Classification,” 2017.
- [9] B. Taji, A. D. C. Chan, S. Member, and S. Shirmohammadi, “False Alarm Reduction in Atrial Fibrillation Detection Using Deep Belief Networks,” pp. 1–8, 2017.
- [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] F. Andreotti, O. Carr, M. A. F. Pimentel, A. Mahdi, and M. De Vos, "Comparing Feature-Based Classifiers and Convolutional Neural Networks to Detect Arrhythmia from Short Segments of ECG," vol. 44, pp. 1–4, 2017.
- [12] S. The, S. Ai, I. Dalle, and S. Galleria, "Deep Learning in Neural Networks : An Overview," pp. 1–88, 2014.
- [13] S. Lin and H. Lin, "Disease Checking Method of ECG Signals with Variable Output Resolutions for Wearable Devices," no. Gcce, pp. 6–7, 2017.
- [14] P. D. Sherathia, "Sensitivitas and Positive Prediction Accuracy Analysis for R peak Detection in ECG Feature Extraction," pp. 680–685, 2017.
- [15] T. Li, J. Ma, X. Pan, Y. Zhai, and K. L. Man, "Classification of Arrhythmia using Multi-Class Support Vector Machine," vol. II, pp. 17–20, 2017.
- [16] Z. Fariha, M. Apandi, and A. W. Arrhythmia, "Arrhythmia Detection using MIT-BIH Dataset : A Review," *2018 Int. Conf. Comput. Approach Smart Syst. Des. Appl.*, pp. 1–5, 2018.
- [17] A. Journal and O. F. Basic, "AUSTRALIAN JOURNAL OF BASIC AND Automatic Detection of Arrhythmia Using Labview and Matlab," vol. 10, no. 5, pp. 20–23, 2016.
- [18] S. Nikan, F. Gwady-sridhar, and M. Bauer, "Pattern Recognition Application in ECG Arrhythmia Classification," no. Biostec, pp. 48–56, 2017.
- [19] A. Yli-hankala, I. Korhonen, and A. Vehkaoja, *Atrial Fibrillation Detection from Wrist Photoplethysmography Data Using Artificial Neural Networks*. Springer Singapore, 2019.
- [20] G. Bin, M. Shao, G. Bin, J. Huang, D. Zheng, and S. Wu, "Detection of Atrial Fibrillation Using Decision Tree Ensemble College of Life Science and Bioengineering , Beijing University of Technology , Beijing , China Faculty of Medical Science , Anglia Ruskin University , Chelmsford , United Kingdom," vol. 44, pp. 1–4, 2017.

- [21] A. Krenker, J. Bešter, and A. Kos, “Introduction to the Artificial Neural Networks.”
- [22] N. N. Structures, “Neural Network Structures,” pp. 61–103.
- [23] M. Architectures and N. Networks, “Artificial Neural Network Architectures and Training Processes,” pp. 21–29.
- [24] Z. C. Lipton, J. Berkowitz, and C. Elkan, “A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning arXiv : 1506 . 00019v4 [cs . LG] 17 Oct 2015,” pp. 1–38, 2015.
- [25] T. Edition, *Neural Networks and* . .
- [26] M. Wang and Y. D. Zhang, “Human motion recognition exploiting radar with stacked recurrent neural network,” *Digit. Signal Process.*, vol. 1, pp. 1–7, 2019.
- [27] J. Chen, H. Jing, Y. Chang, and Q. Liu, “PT US CR,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, 2019.
- [28] A. Tjandra, S. Sakti, R. Manurung, M. Adriani, and S. Nakamura, “Gated Recurrent Neural Tensor Network,” pp. 448–455, 2016.
- [29] J. Chung, “Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling arXiv : 1412 . 3555v1 [cs . NE] 11 Dec 2014,” pp. 1–9.
- [30] B. Karlik, “Kinerja Analysis of Various Activation Functions in Generalized MLP Architectures of Neural Networks,” no. 1, pp. 111–122.
- [31] R. G. F. Soares, “On the kinerja of pairings of activation and loss functions in neural networks,” no. i, pp. 326–333, 2016.
- [32] D. Meyer, “Notes on MSE Gradients for Neural Networks Basic Building Blocks : Perceptrons,” pp. 1–10, 2017.
- [33] C. N. Network, “A Deep Neural Network Model for Short-Term Load Forecast Based on Long Short-Term Memory Network and Convolutional Neural Network,” 2018.

- [34] T. Chai, R. R. Draxler, and C. Prediction, “Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature,” no. 2005, pp. 1247–1250, 2014.
- [35] J. M. Twomey and A. E. Smith, “Kinerja measures, consistency, and power for artificial neural network models,” *Math. Comput. Model.*, vol. 21, no. 1–2, pp. 243–258, 1995.
- [36] O. Schoppe, N. S. Harper, B. D. B. Willmore, A. J. King, and J. W. H. Schnupp, “Measuring the Kinerja of Neural Models,” vol. 10, no. February, pp. 1–11, 2016.
- [37] J. Akosa, “Predictive Accuracy : A Misleading Kinerja Measure for Highly Imbalanced Data Classified negative,” pp. 1–12, 2017.
- [38] Y. Jiao and P. Du, “Kinerja measures in evaluating machine learning based bioinformatics predictors for classifications,” vol. 4, no. 4, pp. 320–330, 2016.
- [39] Q. Gu, L. Zhu, Z. Cai, and C. Science, “Evaluation Measures of the Classification Kinerja of Imbalanced Data Sets,” pp. 461–471, 2009.
- [40] Y. Geng and X. Luo, “Cost-Sensitive Convolution based Neural Networks for Imbalanced Time-Series Classification.”
- [41] S. H. Park, “Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve : Practical Review,” vol. 5, no. March, 2004.
- [42] A. B. H. Adamou-mitiche, L. Mitiche, and H. Naimi, “Three Levels Discrete Wavelet Transform Elliptic Estimation for ECG Denoising,” pp. 16–18, 2016.
- [43] 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.
- [44] D. Smolyakov, A. Korotin, P. Erofeev, A. Papanov, and E. Burnaev, “for Resampling Recommendation Systems *,” no. 14.

- [45] C. Yu, “Multi-Classes Imbalanced Dataset Classification Based on Sample Information,” pp. 1768–1773, 2015.
- [46] L. Cao and Y. Zhai, “Imbalanced Data Classification Based on a Hybrid Resampling SVM Method,” 2015.
- [47] V. S. Babar and R. Ade, “A Review on Imbalanced Learning Methods,” no. Ncac, pp. 23–27, 2015.
- [48] G. D. Clifford *et al.*, “AF Classification from a short single lead ECG recording: the PhysioNet / Computing in Cardiology Challenge 2017,” 2017.
- [49] A. Attig and P. Perner, “The Problem of Normalization and a Normalized Similarity Measure by Online Data,” vol. 4, no. 1, pp. 3–17, 2011.