



TUGAS AKHIR - EC184801

**DETEKSI KONDISI PREICTAL PADA PENDERITA
EPILEPSI BERDASARKAN CSI DARI SINYAL ECG 1
CHANNEL MENGGUNAKAN AD8232**

Alvin Nathanael
NRP 0721164000022

Dosen Pembimbing
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
Arief Kurniawan, ST., MT.

DEPARTEMEN TEKNIK KOMPUTER
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - EC184801

**DETEKSI KONDISI PREICTAL PADA PENDERITA
EPILEPSI BERDASARKAN CSI DARI SINYAL ECG 1
CHANNEL MENGGUNAKAN AD8232**

Alvin Nathanael
NRP 0721164000022

Dosen Pembimbing
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
Arief Kurniawan, ST., MT.

DEPARTEMEN TEKNIK KOMPUTER
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020

[Halaman ini sengaja dikosongkan].



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

FINAL PROJECT - EC184801

**DETECTION OF PREICTAL CONDITION FROM
EPILEPSY PATIENT BASED ON CSI FROM 1 CHANNEL
ECG SIGNAL USING AD8232**

Alvin Nathanael
NRP 0721164000022

Advisor
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
Arief Kurniawan, ST., MT.

Departement of Computer Engineering
Faculty of Intelligent Electrical and Information Technology
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2020

[Halaman ini sengaja dikosongkan].

PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya dengan judul **“Deteksi Kondisi Preictal pada Penderita Epilepsi Berdasarkan CSI dari Sinyal ECG 1 Channel Menggunakan AD8232”** adalah benar-benar hasil karya intelektual sendiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diizinkan dan bukan merupakan karya orang lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka.

Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Surabaya, Juni 2020

Alvin Nathanael
NRP. 0721164000022

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LEMBAR PENGESAHAN

Deteksi Kondisi Preictal pada Penderita Epilepsi Berdasarkan CSI dari Sinyal ECG 1 Channel Menggunakan AD8232

Tugas Akhir ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Teknik di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh: Alvin Nathanael (NRP: 0721164000022)

Tanggal Ujian : 8 Juli 2020

Periode Wisuda : September 2020

Disetujui oleh:

Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.

(Pembimbing I)

NIP: 198012192005012001

Arief Kurniawan, ST., MT.

(Pembimbing II)

NIP: 197409072002121001

Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto,
M.Sc.

(Penguji I)

NIP: 195409251978031001

Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.

(Penguji II)

NIP: 197605052008121003

Ahmad Zaini, ST., MSc.

(Penguji III)

NIP: 197504192002121003



Mengetahui

Kepala Departemen Teknik Komputer

Dr. Supeno Maldi Susiki Nugroho, ST., MT.

NIP. 197003131995121001

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

ABSTRAK

- Nama Mahasiswa : Alvin Nathanael
Judul Tugas Akhir : Deteksi Kondisi Preictal pada Penderita Epilepsi Berdasarkan CSI dari Sinyal ECG 1 *Channel* Menggunakan AD8232
Pembimbing : 1. Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
2. Arief Kurniawan ST., MT.

Epilepsi merupakan kelainan pada sistem saraf dimana aktifitas otak menjadi terganggu. Kondisi otak yang tidak normal ini menyebabkan tubuh mengalami kejang-kejang dan gangguan fisik maupun psikis lainnya. Di dalam penyakit epilepsi, terdapat beberapa fase seperti preictal, ictal, postictal, dan interictal. Kondisi preictal adalah kondisi yang terjadi sebelum, sekaligus menandai akan terjadinya kejang utama (ictal). Kondisi preictal dialami oleh semua penderita epilepsi namun dengan jenis dan besar gejala yang bervariasi. Pada penelitian ini dibuat sistem alat yang berfungsi sebagai deteksi kondisi preictal. Deteksi dilakukan dengan mengambil, memproses sinyal *electrocardiogram* (ECG) dan menghitung nilai *Cardiac Sympathetic Index* (CSI). Sinyal ECG, jika dibandingkan dengan EEG, dapat digunakan untuk mendukung pengaplikasian sistem alat pada aktifitas sehari-hari. Tujuan dari sistem alat ini sendiri adalah untuk pengamanan diri pada pasien penderita epilepsi demi meminimalisir cedera akibat kejang. Ini dilakukan dengan peringatan tanda akan terjadinya kejang.

Kata Kunci : Epilepsi, ECG, Preictal, *Heart Rate Variability* (HRV), *Cardiac Sympathetic Index* (CSI), Deteksi kejang

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Name : Alvin Nathanael
Title : *Detection of Preictal Condition from Epilepsy Patient Based on CSI from 1 Channel ECG Signal Using AD8232*
Advisors : 1. Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
2. Arief Kurniawan, ST., MT.

Epilepsy is a disorder in which nerve cell activity in the brain is disturbed. This abnormal condition of the brain may cause the body to experience seizures, accompanied with either physical and/or psychological disturbance. Epilepsy has various phases, consisting of preictal, ictal, postictal, and interictal. The preictal phase, is a condition that happens before, and at the same time indicates the following ictal seizures. Every epilepsy patient at least experiences preictal with various symptoms. This study will try to create a system to detect the preictal condition. The detection is done by acquiring and then processing the electrocardiogram (ECG) and getting the value of Cardiac Sympathetic Index (CSI) of the patient. The ECG, compared to EEG, can be used as a portable system for daily uses. The purpose of this system is to improve the patient safety, minimalizing injuries caused by seizures by means of alerting them of the seizure that will occur.

Keywords : *Epilepsy, ECG, Preictal, Heart Rate Variability (HRV), Cardiac Sympathetic Index (CSI), Seizure detection*

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas segala karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan penelitian ini yang berjudul **Deteksi Kondisi Preictal pada Penderita Epilepsi Berdasarkan CSI dari Sinyal ECG 1 Channel Menggunakan AD8232**.

Penelitian ini disusun dalam rangka pemenuhan bidang riset di Departemen Teknik Komputer ITS, serta digunakan sebagai persyaratan menyelesaikan pendidikan S1. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak dan Ibu selaku orang tua.
2. Dosen pembimbing 1, Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
3. Dosen pembimbing 2, Arief Kurniawan, ST., MT.
4. dr. Wardah Rahmatul Islamiyah, Sp.S dari Rumah Sakit Universitas Airlangga (RSUA), atas bimbingan dan penyediaan data.
5. Bapak-Ibu dosen pengajar Departemen Teknik Komputer, atas pengajaran, bimbingan, serta perhatian yang diberikan kepada penulis selama ini.

Demikian kata pengantar dari buku hasil penelitian ini. Penulis memohon segenap kritik dan saran yang bersifat membangun. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi kita semua dan juga dapat membantu dalam pengembangan selanjutnya.

Surabaya, Juni 2020

Alvin Nathanael

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

Abstrak	i
Abstract	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR KODE	xv
NOMENKLATUR	xvii
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Permasalahan	2
1.3 Tujuan	2
1.4 Batasan masalah	3
1.5 Sistematika Penulisan	3
2 TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Epilepsi	5
2.2 Preictal	6
2.3 ECG	7
2.3.1 ECG 1 <i>Channel</i>	8
2.4 Algoritma Pan-Tompkins	9
2.5 <i>Cardiac Sympathetic Index</i>	11
2.6 Distribusi Normal	13
2.7 AD8232	14
3 DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	17
3.1 Cakupan Tugas Akhir	17
3.2 Desain Sistem	17

3.2.1	Mengumpulkan data ECG non-epilepsi dan pasien penderita epilepsi	19
3.2.2	Memproses sinyal ECG dan mencari perbedaan aktifitas kardio dari kondisi normal dan kondisi preictal	21
3.2.3	Menguji algoritma penanda akan terjadinya kejang berbasis sinyal ECG	23
3.2.4	Mengimplementasikan algoritma hasil penelitian pada sebuah sistem monitor ECG secara berkelanjutan	27
3.3	Alur Kerja	28
3.3.1	Akuisisi data ECG	30
3.3.2	Kalibrasi alat ukur ECG dengan alat ukur detak jantung lain	32
3.3.3	Komputer (<i>server</i>) mengambil data ECG dari Arduino Uno	33
3.3.4	Komputer memproses sinyal dan mencari nilai CSI100	34
3.3.5	Komputer mengirim data sinyal ECG menuju ke Firebase	35
3.3.6	Komputer mengirim pesan notifikasi tanda preictal menuju ke Firebase	36
3.3.7	Firestore menerima pesan notifikasi dan mengirim menuju ke aplikasi android	37
3.3.8	Aplikasi android menerima data dan menampilkan gambar sinyal ECG	38
4	PENGUJIAN DAN ANALISA	41
4.1	Kalibrasi Alat Ukur ECG dengan Tensimeter Elektrik	41
4.2	Menguji ECG Orang Normal dengan Rentang <i>Modified</i> CSI100 di Atas Nilai 1000	44
4.3	Menguji ECG Orang Normal dengan Rentang <i>Modified</i> CSI100 Hasil Kalibrasi	44
4.3.1	Penentuan <i>threshold</i> berdasarkan nilai <i>maximum</i>	45
4.3.2	Penentuan <i>threshold</i> berdasarkan <i>normal distribution</i>	46

4.4	Menguji ECG Pasien Penderita Epilepsi PhysioNet dengan <i>Threshold</i> Kalibrasi Distribusi Normal	50
4.4.1	Menguji ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet dengan <i>threshold</i> kalibrasi orang normal	53
4.4.2	Menguji ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet dengan <i>threshold</i> kalibrasi individual . .	55
5	PENUTUP	63
5.1	Kesimpulan	63
5.2	Saran	63
	DAFTAR PUSTAKA	65
	LAMPIRAN	69
	Biografi Penulis	75

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

2.1	Struktur sinyal ECG	7
2.2	Jenis ECG 1 <i>Channel</i> [1]	9
2.3	Poincare plot [2]	12
2.4	Kurva bel <i>normal distribution</i> [3]	15
2.5	Modul AD8232 [4]	15
3.1	Diagram alur kerja	18
3.2	Formasi ECG 1 <i>Channel</i> [1]	18
3.3	Plot sinyal ECG hasil akuisisi dengan titik R	22
3.4	Plot sinyal ECG pasien (1) RSUA dengan titik R	22
3.5	Poincare plot kondisi normal pasien (3) RSUA untuk 100 R-R interval	24
3.6	Poincare plot pada onset kejang pasien (1) RSUA untuk 100 R-R interval	25
3.7	Tachogram penderita epilepsi untuk <i>modified</i> CSI100	26
3.8	UML sistem tahap kalibrasi	29
3.9	UML sistem utama	30
3.10	Satu set alat akuisisi data ECG	31
3.11	Desain <i>shield</i> mikrokontroler Arduino Uno	32
3.12	<i>Package box</i> komponen	32
3.13	Interface program	33
3.14	Plot ECG hasil algoritma Pan-Tompkins	34
3.15	Screenshot struktur database ECG	36
3.16	Screenshot struktur database notifikasi	37
3.17	Deploy <i>function</i> notifikasi ke Firebase	38
3.18	Notifikasi tanda akan terjadi kejang	38
3.19	Icon aplikasi android	39
3.20	Gambar sinyal ECG pada aplikasi android	40
4.1	Plot regresi linier kalibrasi nilai BPM	42
4.2	Kurva bel normal distribution pengujian 2	47
4.3	Debug percobaan 1 ECG orang normal kalibrasi threshold distribusi normal	49
4.4	Debug percobaan 2 ECG orang normal kalibrasi threshold distribusi normal	49

4.5	Tampilan sinyal aplikasi android percobaan 1 <i>threshold</i> kalibrasi distribusi normal	51
4.6	Tampilan sinyal aplikasi android percobaan 2 <i>threshold</i> kalibrasi distribusi normal	52
4.7	Algoritma program percobaan data ECG epilepsi Physio-Net dengan <i>threshold</i> distribusi normal	61
1	Tensimeter elektrik taff Omicron RAK289	69
2	Gambar plot sinyal ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet sekitar onset kejang secara urut dari atas: sz1, sz2 (a), sz2 (b)	70
3	Gambar plot sinyal ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet sekitar onset kejang secara urut dari atas: sz3 (a), sz3 (b), sz4	71
4	Gambar plot sinyal ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet sekitar onset kejang secara urut dari atas: sz6 (a), sz6 (b), sz7	72
5	Gambar Poincare plot sinyal ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet sekitar onset kejang	73
6	Tachogram nilai CSI pasien penderita epilepsi Physio-Net	74

DAFTAR TABEL

3.1	Daftar data pasien penderita epilepsi	20
3.2	Daftar data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet	20
3.3	Daftar onset dan offset kejang data pasien penderita epilepsi PhysioNet	21
3.4	Daftar nilai modified CSI100 pada onset kejang pasien penderita epilepsi PhysioNet	27
4.1	Tabel nilai rata-rata BPM berdasarkan BAUD rate .	41
4.2	Tabel perbandingan nilai BPM prediksi alat ukur ECG dengan nilai BPM tensimeter	43
4.3	Tabel hasil pengujian pertama	44
4.4	Tabel kalibrasi nilai CSI100 15 menit normal- <i>resting</i>	46
4.5	Keterangan percobaan ECG orang normal <i>threshold</i> nilai distribusi normal	48
4.6	Keterangan percobaan ECG orang normal <i>threshold</i> nilai distribusi normal	50
4.7	Deteksi preictal pada data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet menggunakan <i>threshold</i> orang normal	54
4.8	Klasifikasi biner deteksi preictal pada data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet menggunakan <i>threshold</i> orang normal	55
4.9	Kalibrasi setiap data ECG penderita epilepsi PhysioNet	57
4.10	Deteksi preictal pada data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet menggunakan <i>threshold</i> individual .	58
4.11	Klasifikasi biner deteksi preictal pada data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet menggunakan <i>threshold</i> individual	59
4.12	Perbandingan performa <i>threshold</i> orang normal dengan individual	59

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR KODE

3.1	<i>Pseudocode</i> pembentukan tachogram	24
-----	---	----

Halaman ini sengaja dikosongkan

NOMENKLATUR

$RRIk$: R-R <i>interval</i> pada iterasi ke- k (ms)
RA	: <i>Right Arm</i>
LA	: <i>Left Arm</i>
RL	: <i>Right Leg</i>
CSI	: Nilai skalar indeks aktifitas simpatetik
CVI	: Nilai skalar indeks aktifitas simpatovagal
$PEAKI$: <i>Peak</i> keseluruhan
$SPKI$: Estimasi berjalan dari <i>peak</i> sinyal
$NPKI$: Estimasi berjalan dari <i>peak noise</i>
μ	: <i>mean</i>
σ	: Deviasi standar
k	: Koefisien
α	: Koefisien (%)
x_i	: Data pada iterasi ke- i
n	: Jumlah data
T	: Sumbu <i>transverse</i> pada Poincare <i>plot</i>
L	: Sumbu <i>longitudinal</i> pada Poincare <i>plot</i>
$SD1$: Deviasi standar sepanjang sumbu <i>transverse</i>
$SD2$: Deviasi standar sepanjang sumbu <i>longitudinal</i>
S	: Luas Ellipse (ms)
t	: Waktu (s)
s	: <i>Sample</i>
f_s	: Frekuensi <i>sampling</i> (Hz)

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

Penelitian ini di latar belakang oleh berbagai kondisi yang menjadi acuan. Selain itu juga terdapat beberapa permasalahan yang akan dijawab sebagai luaran dari penelitian.

1.1 Latar belakang

Penyakit epilepsi merupakan penyakit kronis pada otak yang dapat menyerang manusia pada segala usia. Di seluruh dunia terdapat setidaknya 50 juta penderita epilepsi, dimana jumlah ini menjadikan epilepsi sebagai salah satu penyakit sel saraf yang paling umum. Hampir 80% dari seluruh penderita epilepsi di seluruh dunia merupakan penduduk di negara berkembang. Sekitar 70% dari penderita epilepsi dapat menyembuhkan gejala kejang jika mendapatkan diagnosa dan penanganan yang tepat. Resiko kematian dini pada pasien penderita epilepsi dapat mencapai tiga kali lipat dari orang yang bukan penderita epilepsi. Tiga dari empat penderita epilepsi yang tinggal dan berpenduduk di negara berkembang tidak mendapatkan penanganan yang tepat dan dibutuhkan. Banyak dari penderita epilepsi dan keluarga mereka yang mendapatkan stigma dan diskriminasi [5].

Salah satu penyebab penyakit epilepsi tergolong penyakit mematikan adalah fenomena *Sudden Unexpected Death in Epilepsy* (SUDEP). Menyebabkan sekitar 10% - 50% dari total kematian akibat penyakit epilepsi. Berdasarkan studi, penyebab SUDEP adalah gejala post-ictal prematur yang menyebabkan kesulitan pernapasan dan perubahan irama jantung. Akibat dari keadaan ini adalah pasien berada pada posisi tengkurap tanpa bantuan untuk membenarkan posisi yang benar [6].

Preictal merupakan salah satu fase yang dialami oleh semua penderita epilepsi. Fase preictal terjadi sebelum kejang utama dan menandakan akan terjadinya kejang. Salah satu gejala preictal yang paling banyak dirasakan adalah jantung yang berdebar. Berdasarkan studi literatur yang tersedia, terdapat kemunculan peningkatan detak jantung secara signifikan saat fenomena ictal terjadi pada

sebagian besar pasien penderita epilepsi (82%), menggunakan pengambilan data EEG dan ECG secara bersamaan [7]. Karena keadaan jantung yang berdebar, dibarengi dengan peningkatan aktifitas simpatetik, maka penggunaan *electrocardiography* untuk mendeteksi gejala preictal sangat memungkinkan. Penggunaan *electrocardiography* sebagai monitor gejala kejang juga sangat disarankan karena pemasangan pada tubuh lebih mudah. *Electrocardiography* juga membutuhkan waktu dan *resource* komputasi yang lebih sedikit jika dibandingkan dengan *electroencephalography*.

1.2 Permasalahan

Banyak metode penyembuhan telah dilakukan untuk pasien penderita epilepsi namun demikian diperkirakan sekitar 1/3 dari pasien penderita epilepsi masih mengalami keadaan yang sama [8]. Ini termasuk mengawatirkan karena epilepsi merupakan penyakit dapat mengakibatkan cedera akibat terjadinya kejang.

Untuk memeriksa keadaan epilepsi telah banyak digunakan metode *Electroencephalography* (EEG). Namun kekurangan dari penggunaan EEG adalah masih tergolong sulit. Ini dikarenakan dibutuhkannya keberadaan dokter yang bersangkutan. Juga jumlah electrode yang banyak dipasang pada kulit kepala menyebabkan EEG tidak dapat digunakan pada aktifitas sehari-hari [9]. Disisi lain pemanfaatan sinyal ECG untuk monitor gejala kejang epilepsi masih jarang. Oleh sebab itu dibutuhkan alat yang dapat membantu memperingatkan penderita maupun *caregiver* jika akan terjadi kejang sehingga cedera yang dapat berakibat fatal dapat dihindari.

1.3 Tujuan

Tujuan dari sistem yang dihasilkan dari penelitian ini adalah untuk melakukan klasifikasi kondisi jantung pada fase preictal dibandingkan dengan kondisi jantung normal maupun kondisi jantung lainnya (seperti contohnya pada saat latihan). Melalui klasifikasi ini dibuat sistem monitor kondisi jantung pasien penderita epilepsi yang selanjutnya dapat digunakan dalam melakukan aktifitas sehari-hari. Monitor secara spesifik mengacu pada kondisi preictal yang terjadi pada pasien yang menandai sebelum terjadinya kejang utama. Monitor kondisi preictal bertujuan untuk mengantisipasi

terjadinya kejang dengan memperingatkan pasien penderita epilepsi dan *caregiver* untuk menghindari cedera yang dapat berakibat fatal.

1.4 Batasan masalah

Batasan masalah yang timbul dari permasalahan Tugas Akhir ini adalah:

1. Tujuan utama dari desain alat adalah untuk digunakan dalam aktifitas sehari-hari.
2. Penggunaan teknik pengambilan sinyal ECG 1 channel.
3. Kegiatan uji adalah kegiatan pengambilan data berupa sinyal aktifitas jantung (ECG).
4. Kegiatan uji menggunakan signal processing untuk mengklasifikasikan kondisi jantung secara spesifik, yaitu pada fase preictal.
5. Subjek uji dibagi menjadi data primer yaitu orang sehat, dan data sekunder yaitu pasien penderita epilepsi.

1.5 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian tugas akhir ini tersusun dalam sistematika yang terstruktur, sehingga akan mudah dipahami dan dipelajari oleh pembaca. Berikut alur sistematika penulisan laporan penelitian ini.

1. BAB I Pendahuluan
Bab ini berisi uraian tentang latar belakang, permasalahan, penegasan dan alasan pemilihan judul, sistematika laporan, tujuan, dan metodologi penelitian.
2. BAB II Dasar Teori
Bab ini berisi tentang uraian teori yang berkaitan maupun yang digunakan pada penelitian ini secara sistematis. Teori-teori yang disebutkan digunakan sebagai dasar dalam penelitian ini antara lain informasi singkat mengenai epilepsi, sinyal ECG, serta teori penunjang lainnya.
3. BAB III Perancangan Sistem dan Impementasi
Bab ini berisi tentang penjelasan-penjelasan terkait eksperimen.

men yang akan dilakukan dan langkah-langkah data diolah hingga menghasilkan visualisasi. Guna mendukung eksperimen pada penelitian ini, digunakanlah blok diagram atau *work-flow* agar sistem yang akan dibuat dapat terlihat dan mudah dibaca untuk implementasi pada pelaksanaan tugas akhir.

4. BAB IV Pengujian dan Analisa

Bab ini menjelaskan tentang pengujian eksperimen yang dilakukan terhadap data dan analisisnya. Beberapa teknik visualisasi akan ditunjukkan hasilnya pada bab ini dan dilakukan analisa terhadap hasil visualisasi dan informasi yang didapat dari hasil mengamati visualisasi yang tersaji.

5. BAB V Penutup

Bab ini merupakan bab penutup yang berisi kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian serta pengujian yang telah dilakukan. Bab ini juga mengandung kritik dan saran yang membangun guna pengembangan lebih lanjut.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Demi mendukung penelitian ini, dibutuhkan beberapa teori penunjang sebagai bahan acuan dan referensi. Dengan demikian penelitian ini menjadi lebih terarah.

2.1 Epilepsi

Epilepsi merupakan kelainan pada sistem sel saraf yang menyerang otak dengan gejala yang paling umum berupa kejang. Umumnya, penyebab kelainan epilepsi tidak diketahui. Epilepsi dapat disebabkan oleh adanya cedera pada otak atau faktor genetik. Kejang pada epilepsi merupakan perwujudan dari pelepasan secara hiper-sinkron pada neuron kortikal. Kejang pada epilepsi juga sering di barengi dengan perubahan pada beberapa fungsi autonomis tubuh seperti detak jantung [10]. Kejang yang terjadi saat epilepsi dapat menyebabkan tindakan tidak normal, sensasi, bahkan sampai kehilangan kesadaran. Efek kejang bervariasi untuk setiap penderita epilepsi, namun demikian umumnya efek kejang yang dialami seseorang akan selalu sama untuk setiap episode kejang yang dialami.

Kejang epilepsi dapat dibagi menjadi dua berdasarkan bagaimana permulaan keadaan abnormal pada otak. Kedua jenis kejang epilepsi yaitu kejang epilepsi focal dan kejang epilepsi general. Kejang epilepsi focal (atau biasa juga disebut parsial) merupakan akibat dari aktifitas abnormal pada satu area di dalam otak saja. Kejang focal dapat dibagi menjadi dua, yaitu kejang parsial sederhana dan kejang parsial kompleks. Kejang parsial sederhana tidak menyebabkan kehilangan kesadaran. Biasanya kejang parsial sederhana akan menyebabkan pergantian emosi, penglihatan, penciuman, perasaan, dan suara terdengar. Kejang parsial sederhana juga dapat menyebabkan sentakan-sentakan pada bagian tubuh seperti lengan dan kaki, juga perasaan pusing, geli, dan cahaya yang berkedip. Kejang parsial kompleks dapat menyebabkan kehilangan kesadaran secara total. Kehilangan kesadaran dapat menyebabkan penderita memiliki pandangan kosong, tidak dapat merespon lingkungan sekitar, dan melakukan sebuah pergerakan sederhana secara

berulang-ulang. Kejang general disebabkan oleh aktifitas abnormal pada seluruh bagian di dalam otak. Kejang general dapat dibagi menjadi enam jenis:

- Kejang absen: sering dialami oleh anak-anak dan biasa ditandai dengan pandangan kosong, kedipan mata, atau pelepasan bibir. Kejang dapat muncul dalam bagian-bagian dan menyebabkan kehilangan kesadaran sementara
- Kejang tonik: menyebabkan pengerasan pada otot pada punggung, lengan, dan kaki, yang berujung pada jatuh
- Kejang atonik: menyebabkan kehilangan kontrol pada otot yang berujung pada jatuh
- Kejang klonik: menyebabkan penyentak otot secara berulang-ulang dan berirama. Biasanya memengaruhi bagian punggung, lengan, dan kaki
- Kejang myoklonik: menyebabkan penyentak singkat secara tiba-tiba pada lengan dan kaki
- Kejang tonik-klonik: menyebabkan kehilangan kesadaran secara mendadak, pengerasan dan guncangan pada tubuh, dan kadang-kadang kehilangan kontrol pada kandung kemih

Tindakan penyembuhan pada pasien penderita epilepsi telah dilakukan seperti pemberian obat dan operasi. Tindakan penyembuhan ini berujuan untuk melakukan kontrol terhadap kejang. Ada pasien yang dapat menghilangkan kejang secara perlahan tapi juga ada beberapa pasien yang membutuhkan penyembuhan dalam waktu yang sangat lama [11]. Terdapat tiga fase pada epilepsi, yaitu fase preictal, fase ictal, fase postictal, dan fase interictal. Karena studi ini hanya terfokus pada fase preictal maka pada poin berikutnya akan diberikan sedikit penjelasan lebih lanjut mengenai fase preictal pada epilepsi.

2.2 Preictal

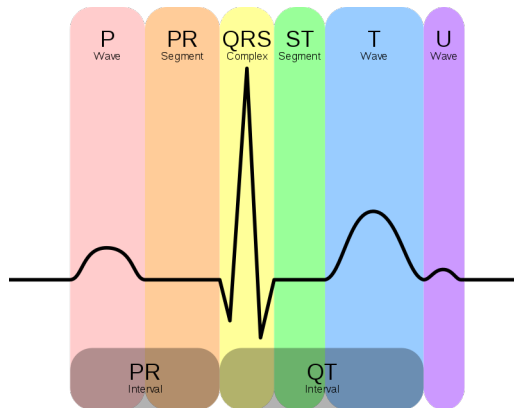
Preictal atau prodrome adalah kondisi sebelum terjadinya kejang utama atau ictal. Preictal dialami oleh semua penderita epilepsi dengan intensitas dan gejala yang bervariasi seperti merasakan gejala aura tidak enak, indra bekerja dengan tidak normal, perasaan ingin muntah, dan lain-lain. Kondisi preictal memiliki durasi yang bermacam-macam untuk setiap penderita epilepsi. Durasi preictal

bisa selama 3-10 detik, 1-10 menit, atau bahkan sehari-hari. Biasanya, kondisi preictal pada penderita epilepsi dengan kejang parsial lebih mudah dirasakan dan kelihatan jika dibandingkan dengan kejang general.

Berdasarkan penelitian, di sekitar kondisi preictal, lebih tepatnya pada titik onset kejang, menunjukkan peningkatan kecepatan simpatetik yang dapat dideteksi, secara tiba-tiba, banyak sekali, di dalam keseimbangan simpatovagal dari sistem saraf otomatis [12].

2.3 ECG

Electrocardiography merupakan teknik pengambilan aktifitas sinyal jantung. *Electrocardiography* dilakukan dengan merekam aktifitas elektrik dari jantung melalui elektroda yang terkoneksi dengan tubuh lewat permukaan kulit dan merepresentasikan hasil perekaman dalam bentuk grafik. *Electrocardiography* dapat berfungsi untuk melakukan monitor kondisi jantung pada situasi-situasi tertentu. Hasil yang dikeluarkan oleh proses *electrocardiography* adalah *electrocardiogram* (biasa disebut ECG atau EKG). Sebuah ECG menunjukkan plot dari potensi bio yang dihasilkan oleh aktifitas jantung. ECG biasa digunakan oleh dokter untuk memprediksi dan menangani bermacam-macam penyakit yang berhubungan dengan sistem kardiovaskular. Gambar struktur dari sinyal ECG dapat dilihat pada gambar 2.1.



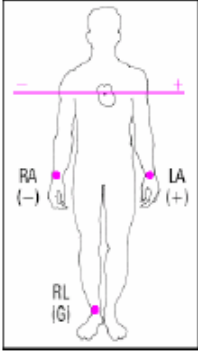
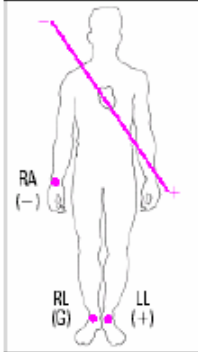
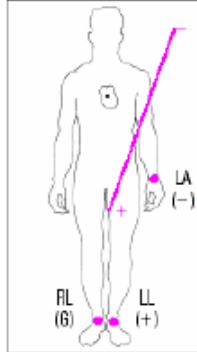

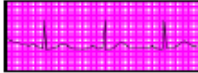
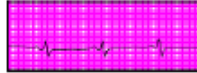
Gambar 2.1: Struktur sinyal ECG

Pada gambar 2.1. dapat dilihat bahwa di dalam satu siklus ECG penuh terdiri atas gelombang P, QRS complex, dan gelombang T. Gelombang P merepresentasikan depolarisasi, QRS merepresentasikan depolarisasi ventrikel, dan gelombang T merepresentasikan repolarisasi ventrikel secara cepat. Deteksi pada bagian QRS merupakan langkah yang sangat penting dalam memproses sinyal ECG karena memiliki amplitude yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan gelombang P dan T. Selain itu, bagian R juga dapat digunakan untuk mencari detak jantung seseorang. Detak jantung dapat dicari dengan menghitung jarak waktu antara dua titik R yang berdekatan atau biasa disebut dengan *R-R interval*. Terdapat beberapa metode untuk mendeteksi QRS seperti algoritma Pan Tompkins, deteksi QRS berbasis penurunan atau transformasi koncah [13].

Pergantian pada sinyal kardio memiliki potensi sebagai penanda biologis yang memiliki kemungkinan untuk dipakai sebagai indikator dari titik awal kejang pada beberapa pasien penderita epilepsi. Dimana detak jantung dapat diukur secara mudah dibandingkan dengan penanda biologis lainnya yang umum dipakai sebagai penanda kejang pada pasien penderita epilepsi, contohnya EEG [7]. Pada penelitian ini akan digunakan kaidah pengambilan ECG 1 *Channel*. Pada bagian 2.3.1. akan dijelaskan mengenai ECG 1 *Channel*.

2.3.1 ECG 1 *Channel*

Untuk akuisisi sinyal ECG memiliki beberapa kaidah dan pengaturan. Pengaturan akuisisi sinyal ECG memiliki variasi dari 1 lead sampai dengan 12 lead. Lead sendiri memiliki arti sebagai gambaran aktifitas elektrik dari jantung dari suatu sudut pada tubuh secara spesifik. Untuk konfigurasi dari ECG 1 lead sendiri terdiri dari tiga elektroda yang akan membentuk 1 *Channel*. Tiga elektroda tersebut memiliki beberapa fungsi yaitu satu elektroda sebagai kutub negatif, satu elektroda sebagai kutub positif, dan satu elektroda sebagai *ground* atau *reference*. Terdapat beberapa *channel* ECG 1 lead, seperti lead 1, lead 2, dan lead 3. Yang membedakan dari ketiga *channel* ini adalah peletakan lead yang dikondisikan dengan peletakan elektroda. Peletakan dan konfigurasi ketiga jenis lead seperti pada gambar 2.2.

Lead I	Lead II	Lead III
Connects the right arm (negative pole) with the left arm (positive pole).	Connects the right arm (negative pole) with the left leg (positive pole).	Connects the left arm (negative pole) with the left leg (positive pole).
		
		

Gambar 2.2: Jenis ECG 1 Channel [1]

2.4 Algoritma Pan-Tompkins

Algoritma Pan-Tompkins menemukan QRS *complex* dari sinyal ECG berdasarkan analisa digital dari kemiringan, amplitudo, dan lebar. Algoritma Pan-Tompkins sering digunakan untuk mencari titik R yang biasanya digunakan untuk analisa variasi detak jantung (HRV). Tahapan dari algoritma Pan-Tompkins dibagi menjadi dua, yaitu fase *pre-processing* dan fase *decision*. Tahapan dari algoritma Pan-Tompkins pada fase *pre-processing* adalah sebagai berikut [14]:

1. *Bandpass filter*
Bandpass filter berguna untuk mengeliminasi *noise* dengan

mengaplikasikan *low-pass filter* dan *high-pass filter* secara serial pada frekuensi 5-15 Hz. Rumus dari *low-pass filter* adalah pada persamaan (2.1), sedangkan rumus dari *high-pass filter* adalah pada persamaan (2.2).

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (2.1)$$

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)] \quad (2.2)$$

Dimana:

y = Sinyal yang telah diproses oleh persamaan

x = Sinyal awal

n = Jumlah data

T = *sampling rate* (ms)

2. *Derivative*

Derivative berfungsi untuk menemukan informasi kemiringan dari QRS. Rumus dari fungsi *derivative* adalah pada persamaan (2.3).

$$y(nT) = (1/8T)[-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)] \quad (2.3)$$

3. *Squaring function*

Squaring berfungsi untuk membuat QRS peaks semakin mencolok jika dibandingkan dengan bagian lain. Rumus dari persamaan *squaring* adalah pada persamaan (2.4).

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (2.4)$$

4. *Moving-window integration*

Moving-window integration berfungsi untuk menemukan informasi bentuk gelombang dari QRS dan kemiringan R. Rumus

dari persamaan *moving-window integration* adalah pada persamaan (2.5).

$$y(nT) = (1/N)[x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (2.5)$$

Dimana:

N = jumlah *sample* di dalam *window*

5. *Thresholding*

Pertama inialisasi *threshold* yaitu nilai maksimum dari *sampling point* pertama. Ini menghasilkan dua jenis *peak*, yaitu *signal peak* dan *noise peak*. Rumus untuk mencari *threshold* pada sinyal yang telah berbentuk *integration* secara berurutan pada persamaan (2.6), (2.7), (2.8), (2.9).

$$SPKI = 0.125PEAKI + 0.875SPKI \quad (2.6)$$

$$NPKI = 0.125PEAKI + 0.875NPKI \quad (2.7)$$

$$THRESHOLDI1 = NPKI + 0.25(SPKI - NPKI) \quad (2.8)$$

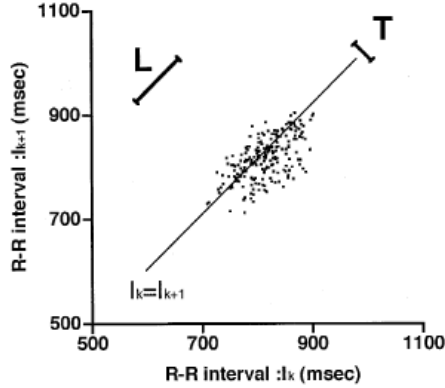
$$THRESHOLDI2 = 0.5THRESHOLDI1 \quad (2.9)$$

Dimana *peak* diambil dari THRESHOLD I1 atau jika melebihi THRESHOLD I2 setelah dilakukan *searchback*.

2.5 *Cardiac Sympathetic Index*

Cardiac Sympathetic Index (CSI) merupakan nilai hasil metode non-linear memanfaatkan informasi R-R *interval*. Fungsi dari CSI adalah sebagai tolak ukur dari seberapa besar variasi detak jantung (HRV) [2]. Poincare plot atau Lorenz plot merupakan plot non-linier dua dimensi yang berfungsi untuk menunjukkan peta per-

sebaran data. Disini Poincare plot digunakan untuk menunjukkan variasi perbedaan setiap R-R *interval* dimana R R *interval* dibarkan dalam bentuk titik-titik pada plot dengan sumbu x-axis yaitu RR_{ik} dan y-axis yaitu RR_{ik+1} . Contoh Poincare plot dapat dilihat pada gambar 2.3.



Gambar 2.3: Poincare plot [2]

Dari persebaran pada Poincare plot dapat dihitung tingkat persebaran pada sebuah sumbu, yang biasa disebut sebagai nilai standard deviation (SD). Dua jenis nilai SD yaitu standard deviation yang memiliki arah vertikal (transverse) terhadap garis $I_k = I_{k+1}$ (Sd1) dan standard deviation yang memiliki arah horizontal (longitudinal) terhadap garis $I_k = I_{k+1}$ (Sd2). Rumus perhitungan Sd1 dan Sd2 pada persamaan (2.10) dan (2.11).

$$Sd1 = \sigma\left(\frac{\sqrt{2}}{2}[(I_1 - I_2 \dots I_k - I_{k+1})]\right) \quad (2.10)$$

$$Sd2 = \sigma\left(\frac{\sqrt{2}}{2}[(I_1 + I_2 \dots I_k + I_{k+1})]\right) \quad (2.11)$$

Dimana:

I_k = R-R *interval* pada iterasi ke- k

Dari nilai Sd1 dan Sd2, Toichi et al. menemukan nilai untuk membantu melakukan visualisasi pada Poincare plot yaitu estimasi panjang sumbu transverse (T) yang merupakan kelipatan empat dari Sd1 dan estimasi panjang sumbu longitudinal (L) yang merupakan kelipatan empat dari Sd2. Dari nilai estimasi panjang sumbu transverse dan sumbu longitudinal dapat dihitung nilai *Cardiac Sympathetic Index* (CSI) dan *Cardiac Vagal Index* (CVI). Nilai CSI dapat diukur sebagai estimasi aktifitas simpatetik, sedangkan nilai CVI dapat diukur sebagai estimasi aktifitas parasimpatetik. Untuk rumus nilai CSI dan CVI pada persamaan (2.12) dan (2.13).

$$CSI = \frac{L}{T} \quad (2.12)$$

$$CVI = \log_{10}(L \times T) \quad (2.13)$$

Lebih lanjut, persebaran sepanjang garis L menunjukkan pengaruh penyumbatan aktifitas parasimpatetik pada R-R *interval*, sedangkan persebaran sepanjang garis T menunjukkan penyumbatan pada aktifitas simpatetik dan parasimpatetik. Maka estimasi dari aktifitas simpatetik pada Poincare plot adalah $CSI = L/T$ [2]. Pada penelitian sebelumnya, ditemukan peningkatan nilai CSI secara signifikan, terutama pada parameter L saat fase pre-ictal akan berakhir dan saat permulaan fase ictal [12]. Dan pada pengembangan selanjutnya, Jeppesen et al. telah melakukan improvisasi dari rumus tersebut yang lebih menonjolkan parameter L dan menamai rumus tersebut dengan “*modified CSI*” (L^2/T) yang berfungsi sebagai alternatif dalam melakukan deteksi kejang [15].

2.6 Distribusi Normal

Distribusi normal (*Normal distribution, Gaussian distribution*), adalah jenis distribusi berbasis probabilitas yang bersifat simetris dengan nilai mean. Dimana semua nilai data yang mendekati nilai mean menunjukkan frekuensi kemunculan yang lebih tinggi dibandingkan dengan data yang bernilai jauh dari *mean*. Distribusi normal mengandung dua parameter atau komponen utama, yaitu nilai *mean* dan nilai *standard deviation*. Untuk sebuah distribusi normal,

68% dari data berada di dalam satu *standard deviation* dari *mean*, 95% dari data berada di dalam dua *standard deviation* dari *mean*, dan 99.7% dari data berada di dalam tiga *standard deviation* dari *mean* [16]. Dari *normal distribution*, terdapat dua jenis batas, yaitu batas atas dan batas bawah. Rumus dari batas atas dan batas bawah pada persamaan (2.14) dan (2.15).

$$UpperThreshold = \mu + k\sigma \quad (2.14)$$

$$LowerThreshold = \mu - k\sigma \quad (2.15)$$

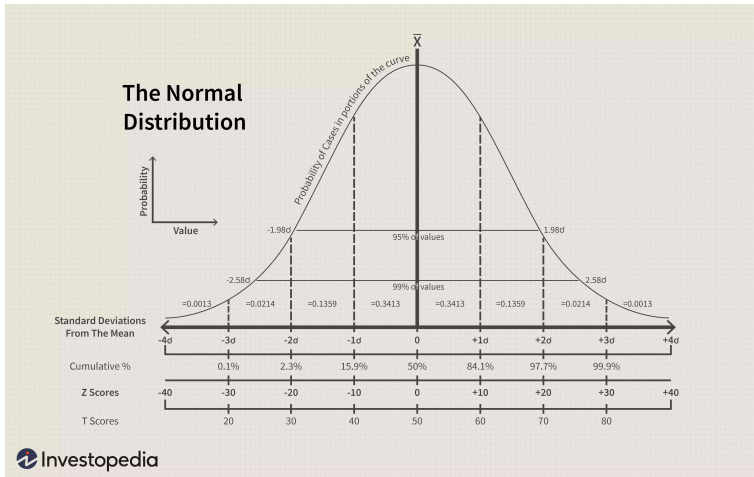
Dalam bentuk grafik, normal distribution divisualisasikan melalui kurva bel, dapat dilihat pada gambar 2.4. Pada kurva bel, titik tertinggi merepresentasikan probabilitas tertinggi sebuah kasus dari sebuah *serial data* (seperti *mean*, *median*, atau *mode*). Lebar dari kurva bel dipengaruhi oleh nilai deviasi standar. Kekurangan dari kurva bel adalah, tidak selamanya semua kasus dapat membentuk bentuk simetri. Ada kalanya data tidak sepenuhnya bersifat normal. Dua jenis kasus kejanggalan yang umum terjadi adalah *skewness* dan *excess kurtosis* [16].

2.7 AD8232

AD8232 adalah blok pengkondisi sinyal untuk ECG dan pengukuran biopotensial lainnya. AD8232 berfungsi sebagai *front end* untuk mengekstrak, menguatkan, dan melakukan *filter* terhadap *noise* yang dihasilkan baik oleh pergerakan maupun peletakan elektroda. Modul AD8232 memiliki dimensi ukuran 3.5cm x 2.7cm x 0.6cm. Gambar 2.5 menunjukkan contoh tampilan fisik modul AD8232.

Fitur-fitur utama dan sekaligus bagian-bagian yang berada di dalam sebuah modul AD8232 terdiri dari:

- Tegangan operasional – 3.3V
- *Analog output*
- Deteksi *leads-off*
- Pin *shutdown*



Gambar 2.4: Kurva bel normal distribution [3]



Gambar 2.5: Modul AD8232 [4]

- Indikator LED
- Jack 3.5mm sebagai jalur koneksi pad biomedik

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 3

DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

Penelitian ini dilaksanakan sesuai dengan desain sistem berikut, beserta implementasinya. Desain sistem merupakan konsep dari pembuatan dan perancangan infrastruktur kemudian diwujudkan dalam bentuk blok-blok alur yang harus dikerjakan. Pada bagian implementasi merupakan pelaksanaan teknis untuk setiap blok pada desain sistem.

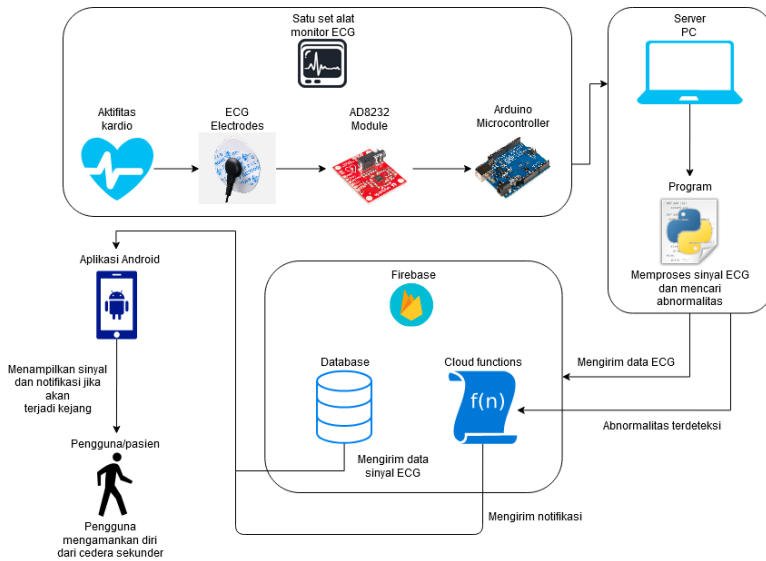
3.1 Cakupan Tugas Akhir

Tugas akhir ini merupakan salah satu bentuk implementasi dari lingkup studi *signal processing* dan *Internet of Things (IoT)*.

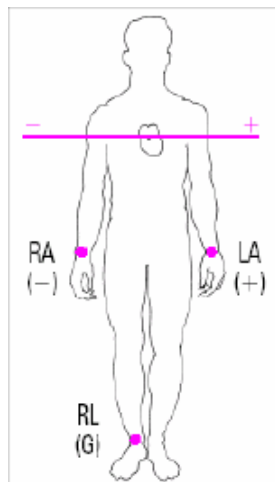
3.2 Desain Sistem

Proses kerja dari sistem secara garis besar akan dijelaskan melalui diagram alur kerja pada gambar 3.1. Alur kerja dari sistem berawal dari akuisisi sinyal ECG dari aktifitas jantung pengguna melalui elektroda ECG yang dipasang dengan menggunakan kaidah 1 *Channel* seperti pada gambar 3.2.

Output atau keluaran dari elektroda ECG akan diproses melalui modul AD8232 yang berfungsi untuk mengekstrak, menguatkan, dan melakukan filter untuk sinyal biopotensial skala kecil yang dihasilkan oleh kondisi derau disebabkan oleh pergerakan dan lain-lain. Keluaran sinyal *analog* dari AD8232 lalu dikirim menuju ke mikrokontroler Arduino Uno yang berfungsi untuk mengubah sinyal *analog* ECG menjadi data *digital* menggunakan *Analog to Digital Converter (ADC)* bawaan dari Arduino Uno sehingga data dapat dibaca oleh komputer. Data ECG dikirim oleh mikrokontroler Arduino Uno melalui komunikasi *serial* dengan *BAUD rate* 9600 dan *delay* 2ms menuju ke komputer yang sementara melalui kabel USB. Program berbahasa python membaca transmisi *serial* data ECG dari Arduino Uno dan menyimpan data ke dalam sebuah *array*. *Array* dikosongkan jika ukuran mencapai 300000 dan diisi kembali untuk menghemat daya proses. Lalu program mencari po-



Gambar 3.1: Diagram alur kerja



Gambar 3.2: Formasi ECG 1 Channel [1]

sisi titik R, R-R *interval*, *standard deviation*, dan menyimpan nilai *Cardiac Sympathetic Index* (CSI) untuk dibandingkan dengan nilai CSI kondisi preictal. Setelah ditemukan 100 R-R *interval* maka dihitung nilai CSI100. Jika nilai CSI100 berada pada rentang preictal hasil kalibrasi, maka program akan mengirim data berisi peringatan menuju ke *server* Firebase. Data berisi peringatan akan melakukan *trigger* sehingga Firebase akan mengirim notifikasi menuju ke aplikasi android menggunakan *platform* Firebase Cloud Messaging (FCM). Selain sebagai notifikasi tanda akan kejang, aplikasi android juga berfungsi untuk menampilkan gambar sinyal. Peringatan bertujuan agar pengguna dapat mengetahui bahwa akan terjadi kejang sehingga pengguna dapat berusaha untuk melakukan tindakan pencegahan atas cedera sekunder yang diakibatkan oleh kejang.

Sebagai persiapan desain sistem, dipersiapkan beberapa tahapan kegiatan berikut:

3.2.1 Mengumpulkan data ECG non-epilepsi dan pasien penderita epilepsi

Jenis data yang digunakan ada dua, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer merupakan data orang sehat tanpa penyakit epilepsi, sedangkan data sekunder merupakan data pasien penderita epilepsi. Data sekunder yang pertama disediakan oleh dr. Wardah Rahmatul Islamiyah, Sp.S dari Rumah Sakit Universitas Airlangga (RSUA). Data sekunder terdiri dari 7 pasien yang tidak mengalami kejang saat perekaman, dan 2 pasien yang mengalami kejang dimana salah satu nya mengalami interferensi yang cukup signifikan sehingga data ECG pada fase ictal tidak dapat digunakan. Semua data diambil pada kondisi istirahat (*resting*). Daftar pasien dapat dilihat pada tabel 3.1. Data sekunder yang kedua diambil dari database publik PhysioNet dengan detail pasien ditunjukkan pada table 3.2. Data ECG terdiri dari 7 buah file perekaman kontinyu *electroencephalographic* (EEG) / *electrocardiographic* (ECG) / *video monitoring* dengan waktu perekaman sekitar 1-2 jam pada setiap file. Frekuensi perekaman sebesar 200 Hz. Total kejang yang terekam sejumlah 11 dengan jangka waktu setiap kejang sekitar 15-110 detik, diambil dari lima pasien dengan semua pasien berjenis kelamin perempuan berusia sekitar 31 sampai 48 tahun. Semua pasien tidak memiliki gejala klinis penyakit jantung dan mengalami

Tabel 3.1: Daftar data pasien penderita epilepsi

Pasien	Kejang saat perekaman
1	ya
2	ya
3	tidak
4	tidak
5	tidak
6	tidak
7	tidak

kejang parsial dengan atau tanpa generalisasi sekunder dari frontal maupun temporal foci. Perekaman dilaksanakan dibawah protocol yang telah disetujui oleh Beth Israel Deaconess Medical Center's Committee on Clinical Investigations [17] [18]. Tabel 3.3 menun-

Tabel 3.2: Daftar data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet

Data	Jumlah kejang
1 (sz1)	1
2 (sz2)	2
3 (sz3)	2
4 (sz4)	1
5 (sz5)	1
6 (sz6)	2
7 (sz7)	1

jukkan setiap detik terjadinya kejang pada perekaman dan detik selesai kejang. Kolom *onset* kejang dan *offset* kejang dalam ukuran satuan detik, dihitung dari 0 detik pada awal perekaman di dalam file data. Dari ketujuh data terpisah ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet, untuk data nomor 5 (sz5) tidak dilanjutkan dalam percobaan maupun pengujian selanjutnya. Ini karena nilai ECG yang tidak lazim dan tidak dapat dicari titik R-nya dikarenakan alasan yang belum pasti. Data primer berbentuk *Comma-Separated Values* (CSV) hasil akuisisi sendiri, yang berisi nilai aktifitas kardio yang telah dikonversi dalam bentuk *digital*. Data primer diambil dengan menggunakan satu set alat yang terdiri dari elektroda ECG, mo-

Tabel 3.3: Daftar onset dan offset kejang data pasien penderita epilepsi PhysioNet

No	Data	Onset kejang	Offset kejang
1	sz1	876	972
2	sz2 (a)	3763	3823
3	sz2 (b)	10551	10576
4	sz3 (a)	5074	5182
5	sz3 (b)	9267	9377
6	sz4	1210	1315
7	sz5	1447	1530
8	sz6 (a)	3085	3139
9	sz6 (b)	7485	7570
10	sz7	4082	4171

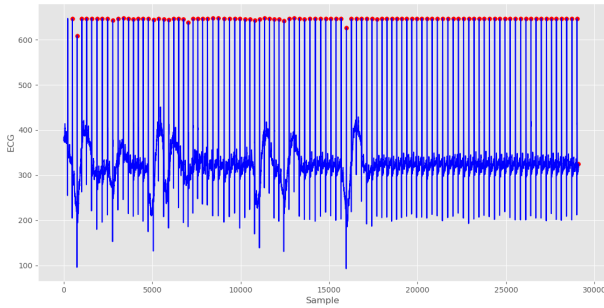
dul *pre-processing* AD8232, dan mikrokontroler Arduino Uno, yang disambungkan dengan komputer. Data disimpan ke dalam format .txt menggunakan program berbahasa python. Data diambil pada keadaan istirahat (*resting*).

3.2.2 Memproses sinyal ECG dan mencari perbedaan aktifitas kardio dari kondisi normal dan kondisi preictal

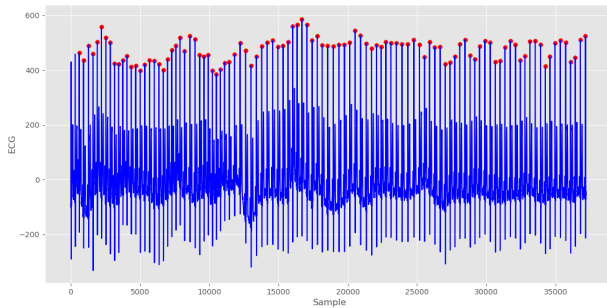
R-R interval

Pada penelitian ini, digunakan algoritma Pan-Tompkins yang telah diterjemahkan ke dalam bahasa pemrograman python untuk menonjolkan titik R pada sinyal ECG [19]. Contoh plot sinyal dengan titik R untuk 100 R-R interval yang telah ditemukan dapat dilihat pada gambar 3.3. untuk hasil akuisisi kondisi *resting* dan gambar 3.4 untuk pasien (1) RSUD pada fase preictal.

Setelah titik R ditemukan, nilai R-R interval dicari dengan menghitung nilai selisih dari dua titik R yang berurutan. Nilai R-R interval dikumpulkan ke dalam sebuah array. Nilai R-R interval dikumpulkan ke dalam beberapa ukuran seperti jangka waktu 10 detik, atau 100 R-R interval sebagai perbandingan lebih dalam. Karena metode yang akan digunakan adalah CSI100 maka statistik untuk ukuran 100 R-R interval lebih diutamakan. Setelah nilai R-R interval terkumpul, dilakukan beberapa perbandingan seperti:



Gambar 3.3: Plot sinyal ECG hasil akuisisi dengan titik R



Gambar 3.4: Plot sinyal ECG pasien (1) RSUD dengan titik R

- Rentang nilai R-R interval, untuk membandingkan apakah ada perbedaan heart rate secara signifikan
- Persebaran pada Poincare plot
- Bentuk sinyal ECG dan letak R-R interval, apakah ada perubahan yang signifikan

Poincare plot

Selain nilai *modified* CSI100, variasi detak jantung berdasarkan R-R interval juga dapat ditampilkan melalui Poincare plot untuk

membantu dalam bentuk visualisasi. Poincare plot sendiri merupakan visualisasi dari persebaran nilai R-R interval, dengan sumbu x adalah nilai NN_i dan sumbu y adalah nilai NN_{i+1} , dengan NN_i sebagai nilai R-R interval. Untuk membentuk Poincare plot, nilai R-R interval dikumpulkan ke dalam sebuah *array*, lalu divisualisasikan melalui sebuah fungsi *plot* dari *library* *matplotlib*.

Contoh perbedaan Poincare plot untuk R-R interval normal epilepsi dan preictal dapat dilihat pada gambar 3.5 dan gambar 3.6. Dengan membandingkan salah satu contoh persebaran pada gambar 3.5 dan gambar 3.6, dapat dilihat bahwa sebelum terjadi kejang atau pada fase preictal, pasien (1) mengalami peningkatan fluktuasi keseluruhan yang signifikan tanpa diimbangi dengan variasi detak jantung jika dibandingkan dengan saat kondisi jauh sebelum kejang pada pasien (3) ditunjukkan oleh persebaran titik sepanjang sumbu $NN_i = NN_{i+1}$.

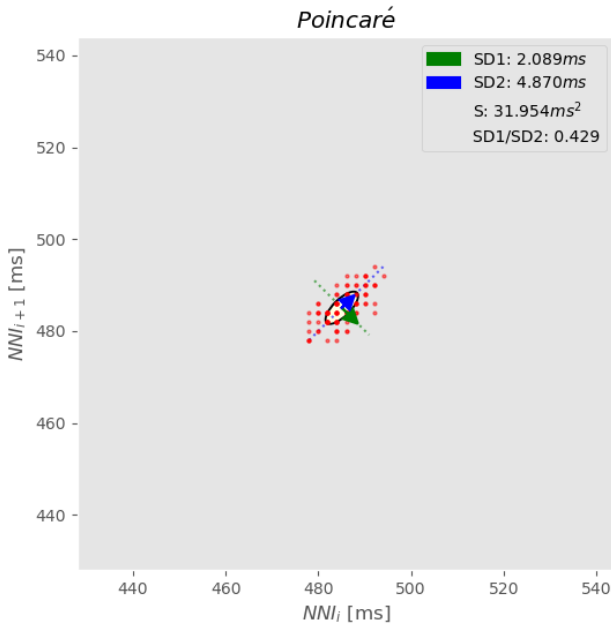
Selain data ECG akuisisi sendiri dan data ECG dari pasien epilepsi rumah sakit, metode Pan-Tompkins dan visualisasi Poincare plot juga dicoba pada data ECG pasien epilepsi dari PhysioNet yang dapat dilihat pada gambar 2, gambar 3, gambar 4, dan gambar 5 di dalam bab lampiran [17] [18].

3.2.3 Menguji algoritma penanda akan terjadinya kejang berbasis sinyal ECG

Pada penelitian ini digunakan metode '*modified CSI*' untuk melakukan deteksi titik onset kejang berdasarkan variasi detak jantung (HRV) dari sinyal ECG [15]. Untuk itu dilakukan penyusunan statistik dengan langkah yang sama untuk data primer dan data sekunder.

Metode yang digunakan adalah *modified CSI100* untuk setiap 100 R-R interval. Pencarian nilai *modified CSI* dimulai dari bagian titik ECG paling akhir dan dilakukan *looping* mundur setiap 100 R-R interval sampai titik awal dari ECG. Nilai *modified CSI100* dari sebuah titik *checkpoint* adalah hasil perhitungan dari 100 R-R interval sebelum titik tersebut.

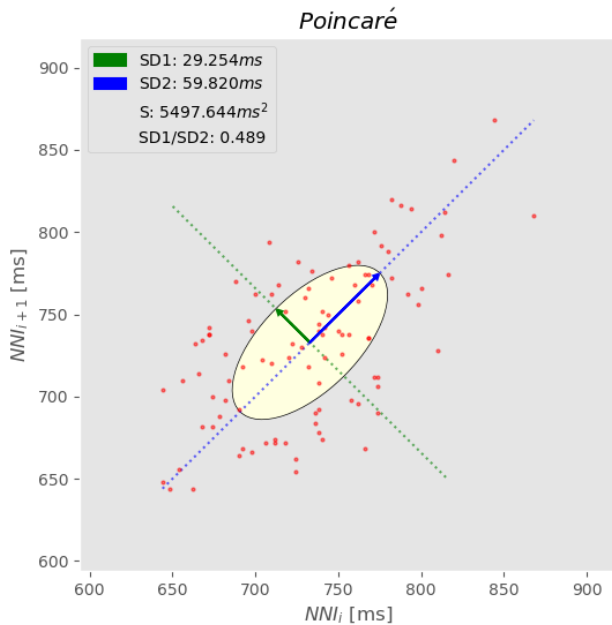
Setelah nilai *modified CSI100* ditemukan, nilai *modified CSI100* untuk satu file ECG secara keseluruhan disimpan ke dalam sebuah file berbentuk CSV yang berisi *timestamp (sample)* dan nilai *modified CSI100*. Dari keseluruhan nilai *modified CSI100* dapat di-



Gambar 3.5: Poincaré plot kondisi normal pasien (3) RSUD untuk 100 R-R interval

tampilkan visualisasi variasi detak jantung dalam rentang waktu ke dalam bentuk tachogram. Di dalam proses pembuatan tachogram untuk data pasien penderita epilepsi dari RSUD, pencarian nilai *modified* CSI dimulai dari bagian titik ECG paling akhir dan dilakukan *looping* mundur setiap 100 R-R interval sampai titik awal dari ECG. Nilai *modified* CSI100 dari sebuah titik *checkpoint* adalah hasil perhitungan dari 100 R-R interval sebelum titik tersebut. Berikut adalah algoritma dari pencarian *modified* CSI100 dengan *sampling rate* sebesar 2ms.

```
SET RRInterval to 100
SET end to length(ECG)
SET allcsi to array[0]
```



Gambar 3.6: Poincaré plot pada onset kejang pasien (1) RSUA untuk 100 R-R interval

```

SET timestamp to array[0]
SET samplingrate to 2

WHILE end > 0
  SET Rpeaks to 0
  SET start to end
  SET backwardcount to 40000
  WHILE Rpeaks < RRInterval+1 and start > 0
    backwardcount += 500
    start = end - backwardcount/samplingrate
    IF start < 0
      start = 0
    ECG = ECG[start:end]
    SET peaks to pantompkins(ECG)
    Rpeaks = length(peaks)

```

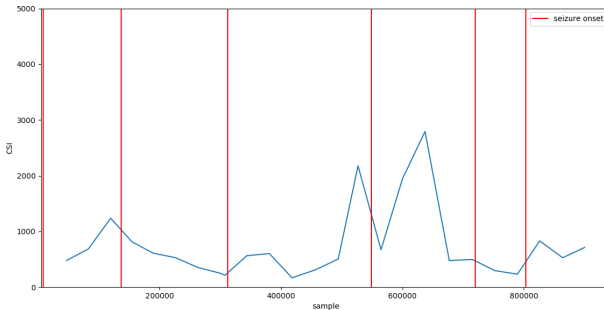
```

peaks_in_ms = dot(samplingrate, peaks)
RR_intervals = diff(peaks)
T = 4 * SD1(RR_intervals)
L = 4 * SD2(RR_intervals)
SET csi to (L**2)/T
allcsi = [csi, allcsi]
timestamp = [end, timestamp]
save_csv(timestamp, allcsi)

```

Kode 3.1: *Pseudocode* pembentukan tachogram

Contoh tachogram yang telah dibuat seperti pada gambar 3.7 Untuk gambar berikut adalah gambar tachogram yang telah diambil untuk data ECG pasien (1) RSUD. Dengan sumbu x sebagai *timestamp* dalam ukuran *sample* data ECG dan sumbu y sebagai nilai CSI.



Gambar 3.7: Tachogram penderita epilepsi untuk *modified* CSI100

Selain tachogram untuk pasien (1) RSUD, tachogram nilai *modified* CSI100 pasien penderita epilepsi PhysioNet juga ditunjukkan dalam kumpulan gambar yang telah dilampirkan pada gambar ?? di dalam bab lampiran. Sebagai penjelasan, sumbu x sebagai nilai waktu dalam detik (s) dan sumbu y sebagai nilai *modified* CSI100. Nilai waktu pada sumbu x dicari dengan rumus pada persamaan (3.1).

$$t = \frac{s}{f_s} \quad (3.1)$$

Selain membentuk tachogram untuk keseluruhan data ECG, nilai *modified* CSI100 jenis pertama diambil dari data ECG dari orang normal. Nilai *modified* CSI100 jenis kedua diambil pada titik preictal, ictal, dan postictal dengan durasi antara 1/2, 2, sampai 5 menit sebelum dan sesudah kejang. Nilai *minimum*, *maximum*, dan *mean* dari kumpulan nilai *modified* CSI100 dari kedua jenis data dibandingkan.

Sebagai tambahan bahan perbandingan, pada tabel 3.4 menunjukkan kumpulan nilai *modified* CSI100 dimulai dari onset kejang sampai 100 R-R interval sebelum onset kejang untuk setiap file pasien penderita epilepsi PhysioNet. Semua nilai *modified* CSI100 di dalam tabel telah dibulatkan.

Tabel 3.4: Daftar nilai modified CSI100 pada onset kejang pasien penderita epilepsi PhysioNet

Data	Nilai <i>modified</i> CSI100
sz1	915
sz2 (a)	870
sz2 (b)	2017
sz3 (a)	775
sz3 (b)	214
sz4	519
sz6 (a)	266
sz6 (b)	546
sz7	2478

3.2.4 Mengimplementasikan algoritma hasil penelitian pada sebuah sistem monitor ECG secara berkelanjutan

Setelah ditemukan algoritma berdasarkan *modified* CSI100 yang dapat melakukan kategorisasi kondisi preictal, maka dapat dibuat sebuah sistem deteksi preictal. Sistem mengandung program berbahasa python yang bertujuan untuk mengambil data ECG dan mencari nilai *modified* CSI100 secara *real-time*. Program dijalankan melalui terminal dan menerima data ECG dari Arduino Uno melalui kabel USB. Program juga memanfaatkan *platform* Firebase untuk menyimpan data ECG dan mengatur pengiriman notifikasi

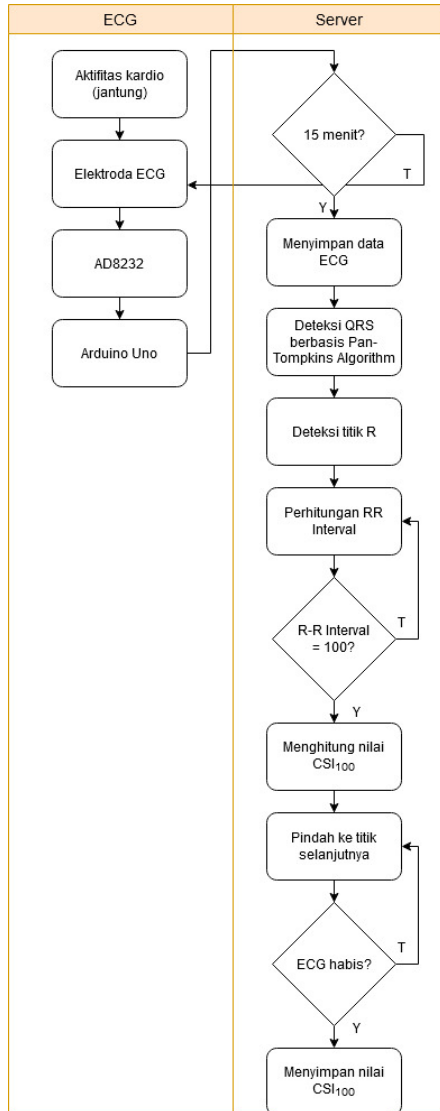
si menuju ke aplikasi android. Oleh karena itu, untuk menjalankan program dibutuhkan koneksi internet untuk menjalin koneksi *online* dengan *platform* Firebase. Program akan mengirimkan data nilai *digital* sinyal ECG menuju ke Firebase Database selama program masih berjalan. Disamping membaca sinyal ECG dan mengirimkan data menuju ke Firebase Database, program juga akan menerapkan algoritma deteksi kondisi preictal pada data ECG yang sedang dibaca dan diproses. Jika program menemukan data sinyal ECG mengindikasikan kondisi preictal, maka program akan mengirimkan data notifikasi menuju ke Firebase Database. Setelah data notifikasi diterima, Firebase Cloud Function akan mengirimkan notifikasi menuju ke client aplikasi android berdasarkan data notifikasi tersebut. Bagian utama dari sistem yang terakhir adalah sebuah aplikasi android. Aplikasi android memiliki dua fungsi utama, yaitu menampilkan visualisasi sinyal ECG dan menerima notifikasi tanda akan terjadinya kejang klinis. Untuk menampilkan sinyal ECG, aplikasi android melakukan koneksi dengan *platform* Firebase untuk melakukan *request* secara terus-menerus data nilai *digital* ECG terakhir yang masuk ke dalam Firebase Database. Dari data nilai *digital* ini dilakukan plot sinyal menggunakan *library* Androidplot. Sedangkan di dalam sistem notifikasi, aplikasi android tinggal menunggu jika *platform* Firebase mengirimkan data notifikasi. Setelah notifikasi diterima, aplikasi android akan menampilkan notifikasi pada *notification tray*.

3.3 Alur Kerja

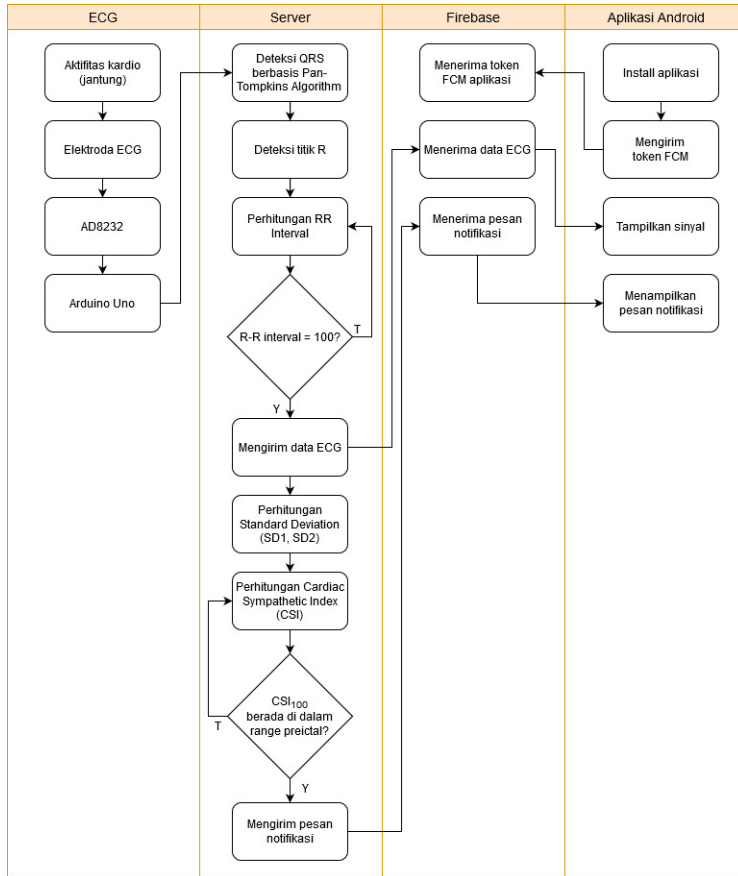
Alur kerja dari sistem yang akan dibuat pada penelitian ini akan dijabarkan ke dalam bentuk sebuah Unified Modeling Language (UML). UML dari cara kerja sistem dibagi menjadi dua. Dua jenis UML yaitu UML sistem pada tahap kalibrasi dan UML sistem pada tahap fungsi utama yaitu deteksi preictal. UML dari cara kerja sistem pada tahap kalibrasi dapat dilihat pada gambar 3.8.

UML dari cara kerja sistem pada tahap utama penelitian ini, yaitu deteksi preictal, dapat dilihat pada gambar 3.9.

Urutan alur kerja dari sistem secara lebih rinci akan dijelaskan melalui poin-poin sebagai berikut:



Gambar 3.8: UML sistem tahap kalibrasi

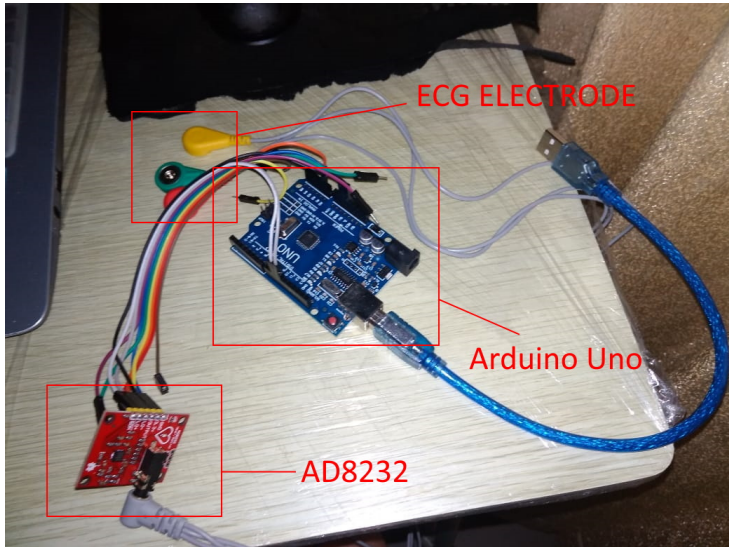


Gambar 3.9: UML sistem utama

3.3.1 Akuisisi data ECG

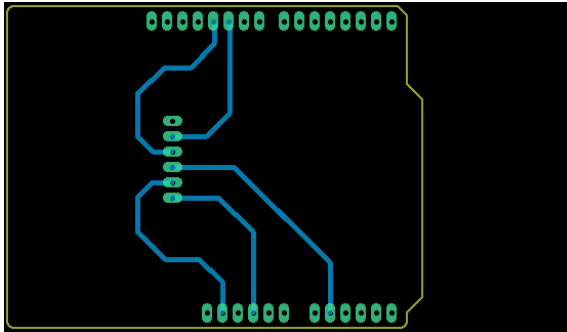
Akuisisi data ECG dilakukan dengan menggunakan satu set alat yang terdiri dari tiga elektroda ECG, kabel ECG, satu modul *front-end* AD8232, satu mikrokontroler Arduino Uno, dan satu kabel USB 2.0 type A/B untuk menyambungkan Arduino Uno dengan komputer. Set alat dapat dilihat pada gambar 3.10. Pada set alat, untuk menggantikan kabel koneksi antara mikrokontroler Arduino

Uno dengan AD8232 digunakan *shield* berbentuk *pcb print*. Gambar desain *shield* dapat dilihat pada gambar 3.11. Semua alat dimasukkan ke dalam sebuah box untuk pengemasan berupa kotak plastik yang telah dilubangi dan diberi ventilasi untuk kabel USB dari mikrokontroler Arduino Uno dan kabel ECG. Gambar tampilan terakhir alat setelah dikemas dapat dilihat pada gambar 3.12.

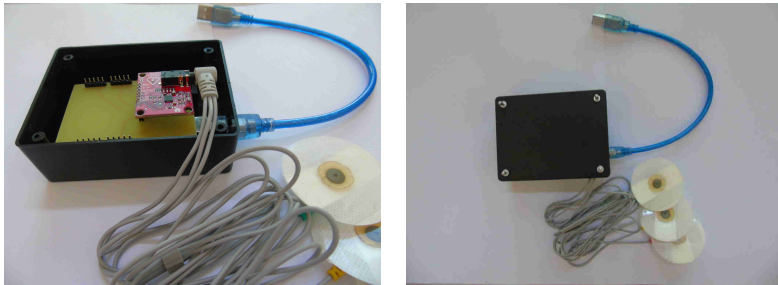


Gambar 3.10: Satu set alat akuisisi data ECG

Elektroda ECG dipasang dengan mengikuti kaidah 1 *Channel* dimana kabel elektroda positif dipasang pada bagian dada sebelah kanan (RA) atau biasa disebut dengan *Right Arm*, kabel elektroda negatif dipasang pada dada sebelah kiri (LA) atau biasa disebut dengan *Left Arm*, dan kabel elektroda *ground* dipasang pada perut sebelah kanan (RL) atau biasa disebut dengan *Right Leg*. Arduino Uno menerima data ECG dari AD8232 dan mengubah data ECG yang semula berbentuk *analog* menjadi bentuk *digital*. Arduino Uno melakukan *print* data *digital* pada *serial* dengan BAUD rate 9600 dan *delay* 2ms. BAUD rate 9600 dipilih karena paling mendekati *sampling rate* dan *beat-per-minute* (BPM) yang asli. *Delay* sebe-



Gambar 3.11: Desain *shield* mikrokontroler Arduino Uno



Gambar 3.12: *Package box* komponen

sar 2ms bertujuan agar *sampling rate* menjadi sekitar 2ms, sesuai dengan data ECG sekunder.

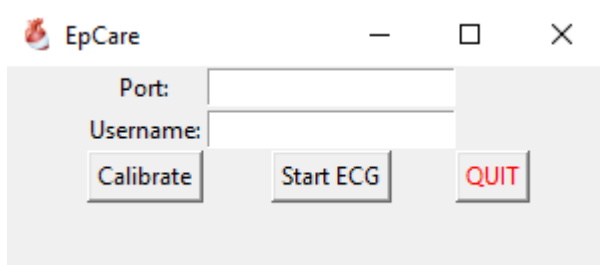
3.3.2 Kalibrasi alat ukur ECG dengan alat ukur detak jantung lain

Sebelum alat ukur ECG dapat digunakan, maka dibutuhkan kalibrasi dengan alat ukur detak jantung yang sudah komersial. Ini bertujuan agar alat ukur ECG dapat mengukur detak jantung secara paling benar dan akurat. Alat ukur detak jantung yang digunakan untuk kalibrasi adalah *blood pressure monitor* atau tensimeter elektrik taff Omicron RAK289 tipe *arm*. Tampilan tensimeter pada gambar 1 di lampiran. Tensimeter selain menunjukkan tekanan darah sistolik dan diastolik, juga menunjukkan *beat-per-minute* (BPM)

jantung yang akan digunakan untuk kalibrasi. Kalibrasi dilakukan dengan menghitung rata-rata nilai BPM dari alat ukur ECG pada waktu bersamaan dengan pengukuran BPM pada tensimeter. Perincian pengujian kalibrasi akan dijelaskan pada bab 4.

3.3.3 Komputer (*server*) mengambil data ECG dari Arduino Uno

Komputer mengambil data ECG dari Arduino Uno dengan mengambil nilai ECG yang di-*print* pada *serial* melalui kabel USB pada port 'COM3'. Gambar 3.13. adalah *interface* dari program.



Gambar 3.13: Interface program

Terdapat dua langkah dalam kondisi preictal pada sistem ini, yaitu harus diawali dengan kalibrasi nilai CSI100 dan baru selanjutnya dapat dilakukan deteksi preictal berdasarkan nilai CSI100 hasil kalibrasi tersebut.

Kalibrasi nilai CSI100

Proses kalibrasi nilai ECG dilakukan oleh program berbahasa python. Nilai ECG diambil dalam total waktu 15 menit, sehingga menghasilkan jumlah nilai *modified* CSI100 mencapai 15. Nilai ECG dimasukkan ke dalam sebuah txt file yang disimpan ke dalam sebuah *subfolder* bernama 'data'. Disini txt file yang berisi nilai ECG selanjutnya dicari nilai *modified* CSI100 nya untuk setiap 100 R-R interval dari awal perekaman (detik 0) sampai akhir (menit 15). Nilai *modified* CSI100 dikumpulkan dan disimpan ke dalam sebuah file csv di dalam *subfolder* yang sama dengan nilai ECG. Kalibrasi bertujuan agar rentang nilai preictal dapat disesuaikan untuk setiap pengguna.

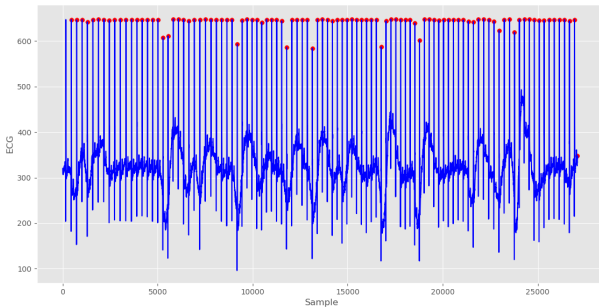
Deteksi preictal

Proses deteksi preictal tidak dapat dilakukan sebelum kalibrasi karena tidak ada rentang nilai CSI100 yang dapat dibandingkan. Proses pengambilan nilai ECG dilakukan oleh program berbahasa python dimana nilai ECG yang telah diambil dimasukkan ke dalam sebuah *array*. Nilai ECG diambil secara terus-menerus selama program masih berjalan. Jika ukuran *array* telah mencapai 300000, maka *array* akan dikosongkan untuk diisi kembali. Ini bertujuan untuk menghemat daya yang dibutuhkan oleh proses.

Untuk poin-poin selanjutnya adalah lanjutan dari proses utama deteksi preictal.

3.3.4 Komputer memproses sinyal dan mencari nilai CSI100

Setelah menyimpan nilai data ECG ke dalam sebuah *array*, jika *array* berukuran sekitar 50000 (sekitar 100 detik), nilai ECG akan diproses melalui algoritma Pan-Tompkins untuk diambil titik puncak R nya [19]. Contoh hasil *plot* titik puncak R melalui algoritma Pan-Tompkins dapat dilihat pada gambar 3.14.



Gambar 3.14: Plot ECG hasil algoritma Pan-Tompkins

Setelah titik puncak R ditemukan, nilai R-R interval dihitung dengan menghitung selisih waktu setiap titik R yang berurutan. Program akan melakukan *loop* algoritma Pan-Tompkins secara terus menerus sampai ditemukan R-R interval sejumlah 100. Setelah ditemukan 100 R-R interval, maka nilai *modified* CSI100 dihitung

sesuai dengan rumus yang telah dijelaskan pada bab 2 bagian 5.

3.3.5 Komputer mengirim data sinyal ECG menuju ke Firebase

Komputer mengirim data sinyal ECG dalam bentuk *array* menuju ke Firebase setiap kali *array* mencapai ukuran kelipatan 50000. Data yang dikirim adalah *array* bagian *index* ukuran *array* dikurangi 50000 sampai dengan *array index* terakhir. Setelah dipotong, dilakukan *downsampling* terhadap *array* sinyal sampai ukuran *array* menjadi 1/4 dari ukuran *array* yang sesungguhnya. *Downsampling* dilakukan dengan menggunakan *library* dari *scipy*, yaitu *scipy.resample*, yang berfungsi untuk melakukan *sampling* ulang terhadap sinyal menggunakan metode Fourier. Sinyal yang telah di-*sampling* ulang dimulai pada titik yang sama dengan titik awal pada sinyal yang asli, dengan *spacing* baru dengan rumus pada persamaan (3.2).

$$spacing(y) = \frac{len(x)}{num} spacing(x) \quad (3.2)$$

Pada persamaan (3.2) tersebut, dimana:

$spacing(y)$ = *spacing* baru pada sinyal hasil *resampling*

$len(x)$ = panjang sinyal asli

num = panjang sinyal hasil *resampling*

$spacing(x)$ = *spacing* sinyal asli

Downsampling bertujuan agar data yang dikirim tidak terlalu banyak. Data yang lebih sedikit dapat mengurangi waktu pengiriman menuju Firebase sekaligus waktu yang dibutuhkan aplikasi android untuk melakukan *load* data. Data disimpan ke dalam platform Firebase Realtime Database, *node* bernama 'datadb', dengan struktur:

- ID: *unique* ID
- created: tanggal dan waktu pengiriman
- username: nama pengguna, untuk menjaga keunikan setiap aplikasi

- `yarray`: data ECG

Screenshot dari struktur *database* pada *node* `datadb` (data ECG) dapat dilihat pada gambar 3.15.



Gambar 3.15: Screenshot struktur database ECG

3.3.6 Komputer mengirim pesan notifikasi tanda preictal menuju ke Firebase

Selain mengirim data ECG, jika *array* telah berukuran 50000, dan telah ditemukan 100 R-R interval, program akan melakukan evaluasi dari nilai ‘*modified*’ CSI100. Evaluasi dilakukan dengan mengambil semua nilai CSI100 pada file csv hasil kalibrasi sebelumnya. Dari semua nilai CSI100 tersebut, dicari nilai *threshold*. Nilai *threshold* dihitung dengan memasukkan semua nilai CSI100 hasil kalibrasi ke dalam sebuah distribusi normal dan dihitung nilai batas atas ke-tiga dari distribusi normal tersebut.

Jika nilai telah melebihi batas *threshold* atau memasuki jarak nilai ‘*modified*’ CSI100 untuk kondisi preictal, maka program akan mengirim data berisi pesan notifikasi menuju ke Firebase, *node* bernama ‘*notifications*’. Data tersebut terdiri dari:

- ID: *unique* ID
- username: nama pengguna, untuk menjaga keunikan setiap aplikasi
- text: pesan yang akan ditampilkan pada notifikasi

- `created`: tanggal dan waktu pengiriman pesan notifikasi
- `token`: token *unique* dari aplikasi yang akan menerima pesan notifikasi

Screenshot dari struktur *database node notifications* dapat dilihat pada gambar 3.16.



Gambar 3.16: Screenshot struktur database notifikasi

3.3.7 Firebase menerima pesan notifikasi dan mengirim menuju ke aplikasi android

Firebase, selain menerima dan mengirim data, juga memiliki *platform* Firebase Cloud Function untuk memproses data. Disini *platform* function digunakan untuk mengevaluasi setiap data pesan notifikasi yang masuk ke dalam realtime database. *Function* dibuat sendiri dengan *format* JavaScript dengan nama file `index.js`. Setelah *function* selesai dibuat, *function* di-upload menuju ke Firebase Functions menggunakan fungsi *deploy* melalui *node.js command prompt*. Cara melakukan *deploy* dapat dilihat pada gambar 3.17.

Jika database menerima pesan baru maka *function* akan bekerja untuk mengirim pesan tersebut kepada aplikasi dengan *token* yang sesuai dengan data pada *notifications*. Contoh pesan notifikasi yang telah diterima oleh aplikasi android dapat dilihat pada gambar 3.18.


```
Node.js command prompt
C:\Users\alvin>cd Documents
C:\Users\alvin\Documents>cd skripsi
C:\Users\alvin\Documents\skripsi>cd firebase
C:\Users\alvin\Documents\skripsi\firebase>firebase deploy --only functions

--- Deploying to 'skripsi-epilepsi'...

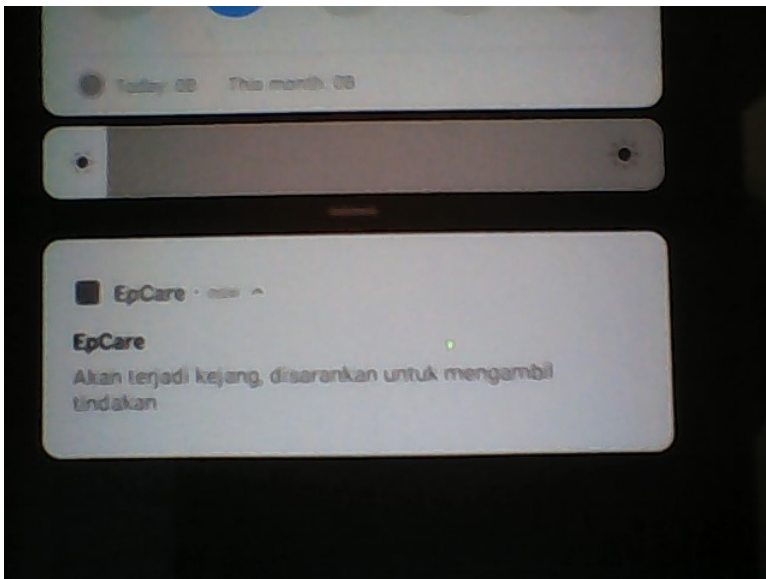
i deploying functions
Running command: npm --prefix "$RESOURCE_DIR" run lint
> functions@ lint C:\Users\alvin\Documents\skripsi\firebase\functions
> eslint .

+ functions: Finished running predeploy script.
+ functions: ensuring necessary APIs are enabled...
+ functions: all necessary APIs are enabled
+ functions: preparing functions directory for uploading...
+ functions: packaged functions (48.87 KB) for uploading
+ functions: functions folder uploaded successfully
+ functions: creating Node.js 8 function checkflag(us-central1)...
+ functions[checkflag(us-central1)]: Successful create operation.

Deploy complete!

Project Console: https://console.firebase.google.com/project/skripsi-epilepsi/overview
```

Gambar 3.17: Deploy *function* notifikasi ke Firebase



Gambar 3.18: Notifikasi tanda akan terjadi kejang

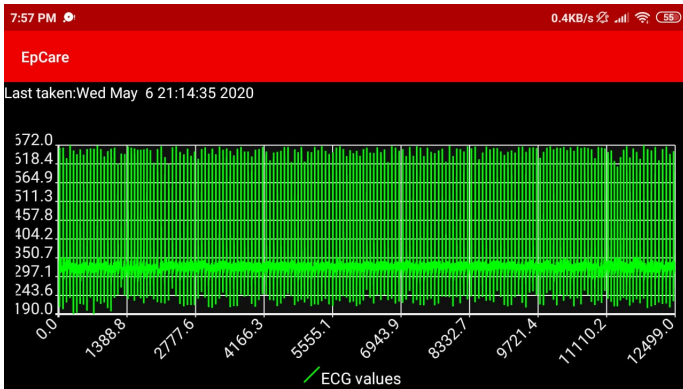
3.3.8 Aplikasi android menerima data dan menampilkan gambar sinyal ECG

Aplikasi android melakukan *query* realtime database untuk mengambil data sinyal ECG. *Query* selalu berjalan dalam segala

kondisi, tidak tergantung pada kondisi preictal atau tidak. *Query* dilakukan melalui fungsi `OnChildAdded` bawaan dari *library* Firebase. `OnChildAdded` berfungsi untuk melakukan *listening* terhadap penambahan data pada sebuah *node* (`datadb`) pada realtime database secara terus menerus selama aplikasi masih berjalan. *Query* melakukan *filter* untuk melakukan *listening* pada data yang mengandung *username* sesuai dengan *username* yang terdaftar pada aplikasi android yang melakukan *listening* tersebut. Ini menjaga supaya *query* menjadi lebih ringan. Tampilan icon dari aplikasi android dapat dilihat pada gambar 3.19. Contoh gambar sinyal ECG pada aplikasi android dapat dilihat pada gambar 3.20.



Gambar 3.19: Icon aplikasi android



Gambar 3.20: Gambar sinyal ECG pada aplikasi android

BAB 4

PENGUJIAN DAN ANALISA

Pada bab ini dipaparkan hasil pengujian serta analisa dari desain sistem dan implementasi. Langkah-langkah pengujian yang dilakukan antara lain:

4.1 Kalibrasi Alat Ukur ECG dengan Tensimeter Elektrik

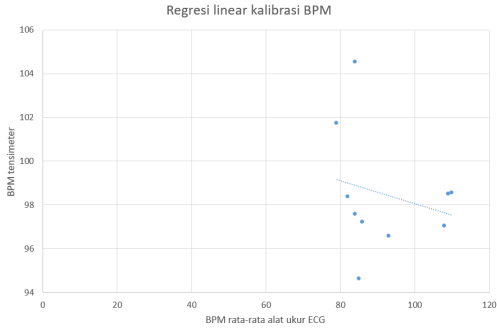
Tujuan dari pengujian kalibrasi alat ukur ECG adalah agar data ECG yang diambil dapat secara paling benar dan akurat sesuai dengan alat-alat ukur ECG komersial yang tersedia. Tolak ukur akurasi dari alat ukur ECG adalah pada nilai *beat-per-minute* (BPM). Kalibrasi dilakukan dengan menghitung rata-rata BPM pada waktu yang bersamaan dengan pengambilan nilai BPM pada tensimeter. Pertama, dilakukan pengujian dengan menggunakan BAUD *rate* yang berbeda-beda untuk satu subyek. Perincian hasil pengujian bisa dilihat pada tabel 4.1. Dari tabel 4.1 dapat dilihat bahwa BAUD *rate* sebesar 9600 menghasilkan rata-rata nilai BPM yang paling mendekati BPM hasil pengukuran tensimeter. Sehingga untuk desain sistem maupun pengujian selanjutnya akan menggunakan BAUD *rate* sebesar 9600.

Tabel 4.1: Tabel nilai rata-rata BPM berdasarkan BAUD *rate*

BPM tensimeter	4800	9600	19200	38400	500000
85	52.77	94.61	136.14	153.13	183.20
86	54.39	97.20	136.00	158.39	153.09

Selanjutnya, setelah menemukan BAUD *rate* yang sesuai, dicari rata-rata nilai BPM untuk beberapa subyek yang berbeda agar data semakin banyak yang nantinya akan dimasukkan ke dalam persamaan regresi linier. Gambar 4.1 menunjukkan perincian pengukuran BPM untuk beberapa subyek pada sebuah plot regresi linier.

Untuk menguji apakah nilai BPM dari alat ukur ECG mendekati nilai BPM dari tensimeter, maka digunakan perhitungan melain-



Gambar 4.1: Plot regresi linier kalibrasi nilai BPM

lui persamaan regresi linier 4.1. Nilai yang didapatkan dari persamaan dibandingkan dengan nilai yang diukur oleh tensimeter apakah mendekati atau tidak. Untuk mencari nilai parameter b_0 dan b_1 maka digunakan rumus 4.2 dan 4.3 yang memanfaatkan kumpulan nilai BPM dari alat ukur pada beberapa subyek dan BPM tensimeter.

$$Y(x) = b_0 + b_1 \times x \quad (4.1)$$

Dimana:

$Y(x)$ = prediksi nilai BPM

b_0 = *intercept*

b_1 = *co-efficient*

$$b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x} \quad (4.2)$$

Dimana:

\bar{y} = rata-rata nilai BPM tensimeter

\bar{x} = rata-rata nilai BPM alat ukur ECG

$$b1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (4.3)$$

Didapatkan nilai b_0 sebesar 191.298013245033 dan nilai b_1 sebesar -1.00842696629213. Setelah nilai-nilai parameter didapatkan, alat ukur ECG diuji lagi dengan nilai BPM dari alat ukur ECG sebagai x pada persamaan regresi linier, dan dilakukan perbandingan nilai BPM prediksi dengan nilai BPM dari tensimeter. Lalu dihitung error RMS (E_{RMS}) dengan persamaan 4.4. Dari nilai E_{RMS} dapat dilihat seberapa besar akurasi pengukuran alat ukur ECG. Hasil pengujian pada tabel 4.2 dengan nilai dibulatkan sampai dua angka di belakang koma.

$$E_{RMS} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y(x_i) - y_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4.4)$$

Dimana:

$y(x_i)$ = prediksi BPM berdasarkan BPM alat ukur ECG pada iterasi ke- i

y_i = nilai BPM tensimeter pada iterasi ke- i

Tabel 4.2: Tabel perbandingan nilai BPM prediksi alat ukur ECG dengan nilai BPM tensimeter

Test no.	x	$y(x_i)$	y_i
1	94.73	95.76	95
2	93.56	96.94	95
3	93.86	95.76	87
4	108.98	96.94	81
5	99.95	96.64	81
6	102.58	81.39	81

Dari pengujian yang telah dilakukan, nilai E_{RMS} yang didapatkan adalah sebesar 17.03423.

4.2 Menguji ECG Orang Normal dengan Rentang *Modified* CSI100 di Atas Nilai 1000

Pada proses pengujian ini, data ECG yang akan digunakan adalah data ECG dari orang normal bukan penderita epilepsi. Dengan asumsi orang normal adalah penderita epilepsi dan memiliki batas nilai *modified* CSI100 preictal yang sama dengan pasien (1) RSUD. Dimana data ECG akan diambil dengan set alat yang sudah dijelaskan sebelumnya, dan nilai *modified* CSI100 diatas 1000 akan dihitung sebagai kondisi preictal. Pengujian ini tidak menggunakan fitur kalibrasi nilai CSI100 untuk setiap pengguna.

Nilai *modified* CSI100 dipilih diatas 1000 karena melihat dari tachogram pada gambar 3.7, tiga dari enam onset kejang pada data ECG pasien (1) RSUD memiliki nilai modified CSI100 diatas 1000 pada titik sekitar 20 detik – 1 menit sebelum kejang. Dimana untuk onset kejang yang lain, satu onset kejang tidak dapat diambil fase preictal-nya, dan satu onset kejang lain sangat berdekatan dengan kejang sebelumnya, yaitu sekitar 2 menit. Untuk data pengujian dapat dilihat pada tabel 4.3.

Tabel 4.3: Tabel hasil pengujian pertama

No	<i>Modified</i> CSI100 (dibulatkan)	Mengirim notifikasi	Kondisi
1	267	Tidak	<i>Resting</i>
2	728	Tidak	<i>Resting</i>
3	1739	Ya	<i>Resting</i>
4	1201	Ya	<i>Resting</i>
5	389	Tidak	<i>Resting</i>

4.3 Menguji ECG Orang Normal dengan Rentang *Modified* CSI100 Hasil Kalibrasi

Pada proses pengujian ini, seperti pengujian pertama, data ECG yang akan digunakan adalah data ECG dari orang normal bukan penderita epilepsi. Perbedaannya adalah, jika pada pengujian pertama, rentang nilai *modified* CSI100 yang dikategorikan dalam kondisi preictal sudah fix. Sedangkan pada pengujian ini, digunakan tambahan fitur kalibrasi rentang nilai *modified* CSI100 untuk

setiap pengguna. Tujuan dari proses kalibrasi ini adalah untuk menyesuaikan *threshold* kondisi preictal masing-masing pasien karena nilai *modified* CSI100 dari setiap individu yang berbeda-beda, disebabkan oleh berbagai faktor.

Proses kalibrasi dilakukan sebelum proses utama, yaitu mendeteksi kondisi preictal. Proses kalibrasi dilakukan saat pengguna sedang tidak berada pada fase peri-ictal. Fase peri-ictal sendiri meliputi fase preictal, ictal, postictal, dan interictal. Proses kalibrasi mengambil nilai *modified* CSI100 dalam jangka waktu tertentu dan menyimpan nilai tersebut. Hasil dari proses kalibrasi adalah nilai *threshold*. Nilai *threshold* dihitung dari kumpulan nilai *modified* CSI100 hasil kalibrasi. Sehingga dari nilai *threshold* tersebut, sistem dapat menentukan kondisi preictal dengan membandingkan nilai *modified* CSI100 yang baru didapat secara real-time. Jika nilai *modified* CSI100 melebihi batas *threshold*, maka sistem menyimpulkan bahwa pengguna sedang berada dalam kondisi preictal dan akan menjalankan prosedur kondisi preictal seperti yang telah dibahas sebelumnya.

4.3.1 Penentuan *threshold* berdasarkan nilai *maximum*

Untuk menguji proses kalibrasi, dilakukan empat kali pengujian kalibrasi pertama untuk membandingkan nilai *threshold* yang dihasilkan. Empat kali pengujian kalibrasi pertama dilakukan masing-masing selama 15 menit dalam kondisi *resting*. Hasil nilai *modified* CSI100 dan nilai *threshold* preictal yang didapat dari empat kali pengujian kalibrasi pertama dapat dilihat pada tabel 4.4. *Threshold* untuk kondisi preictal berdasarkan nilai *modified* CSI100 dari tabel tersebut adalah hasil dari perhitungan dari rumus pada persamaan (4.5).

$$Threshold = \alpha \times \max(x_1 \dots x_n) \quad (4.5)$$

Perhitungan *threshold* ini berbasis pada penelitian sebelumnya yang menyimpulkan bahwa kondisi preictal ditandai dengan nilai *maximum* diatas 105% dari kondisi normal [15]. Sehingga deteksi kondisi preictal dilakukan dengan menghitung nilai *modified* CSI100 jika diatas batas *threshold* maka pengguna disimpulkan berada pada kondisi preictal.

Tabel 4.4: Tabel kalibrasi nilai CSI100 15 menit normal-*resting*

No	<i>Modified</i> CSI100 (dibulatkan)			
	Kalibrasi 1	Kalibrasi 2	Kalibrasi 3	Kalibrasi 4
1	705	767	479	448
2	264	270	403	841
3	1318	245	620	205
4	194	533	255	438
5	448	1160	225	206
6	228	327	247	239
7	729	520	494	200
8	870	1460	1096	439
9	568	215	378	320
10	578	416	1191	469
11	2067	244	1395	543
12	390	724	552	367
13	959	-	1017	-
14	-	-	185	-

4.3.2 Penentuan *threshold* berdasarkan *normal distribution*

Selain menggunakan batas *threshold* sesuai dengan penelitian sebelumnya, pada penelitian ini juga digunakan rumus baru *threshold* sebagai perbandingan pada pengujian kedua. Untuk pengujian kedua, nilai *threshold* dihitung dengan menghitung batas *normal distribution* atau juga biasa disebut dengan *Gaussian distribution*. Dasar dari penggunaan rumus ini adalah karena nilai *maximum* yang memiliki variasi yang cukup besar pada setiap kalibrasi seperti yang ditunjukkan pada tabel 4.4., karena pengaruh berbagai faktor yang menyebabkan perhitungan nilai *modified* CSI100 menjadi tidak 100% akurat. Mempertimbangkan masalah ini, maka digunakan rumus yang dapat tetap mencari nilai yang berada diatas batas normal, tetapi masih mempertimbangkan nilai mean dari semua nilai normal tersebut. Batas atas akan diambil sebagai *threshold* preictal karena berdasarkan penelitian sebelumnya yang menyimpulkan bahwa kondisi preictal meningkatkan nilai *modified* CSI100 dari batas normal [12]. Perhitungan nilai batas *normal distribution* untuk

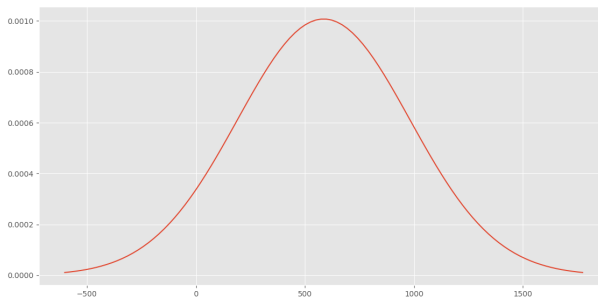
batas atas yang digunakan untuk *threshold* adalah pada persamaan (4.6).

$$Threshold = \mu + 3\sigma \quad (4.6)$$

Deviasi standar (σ) merupakan hasil perhitungan akar dari *variance*. Untuk rumus dari deviasi standar sendiri yang digunakan pada persamaan (4.7).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (4.7)$$

Untuk menghitung batas *normal distribution*, dilakukan kalibrasi untuk menghasilkan sekitar 100 nilai *modified CSI100*. Dari kalibrasi 100 nilai *modified CSI100* tersebut, didapatkan nilai *threshold* untuk kondisi preictal bernilai 1774 (dibulatkan). Grafik kurva bel sebagai visualisasi dari persebaran normal nilai kalibrasi tersebut dapat dilihat pada gambar 4.2.



Gambar 4.2: Kurva bel normal distribution pengujian 2

Dengan rincian beberapa nilai statistik penting dengan semua nilai telah dibulatkan adalah sebagai berikut:

1. *Mean* (μ) = 586
2. *Standard deviation* (σ) = 396

3. *Maximum value* = 2070
4. *Minimum value* = 173
5. *Median* = 448
6. Batas atas 1σ = 982
7. Batas atas 2σ = 1378
8. Batas atas 3σ = 1774

Percobaan dilakukan pada orang normal. Data ECG merupakan akuisisi dari satu set alat akuisisi ECG. Nilai *threshold* kondisi preictal diambil dari hasil kalibrasi 100 nilai *modified* CSI100 yang diambil nilai batas atas ketiga dari distribusi normal. Percobaan dilakukan selama $\pm 10 - 12$ menit, pada malam hari.

Tabel 4.5 menunjukkan keterangan setiap percobaan secara lengkap. Nilai *threshold* sendiri dibulatkan sampai dua angka di belakang koma.

Tabel 4.5: Keterangan percobaan ECG orang normal *threshold* nilai distribusi normal

Percobaan	<i>Threshold</i>	Waktu	Jam mulai	Kondisi
1	1773.90	± 12 menit	19.33	<i>Resting</i>
2	1773.90	± 10 menit	20.32	<i>Resting</i>

Gambar 4.3 – gambar 4.4 menunjukkan tampilan *command prompt* hasil *debugging* dari masing-masing percobaan yang telah dilakukan. *Debugging* sendiri bertujuan untuk melakukan monitor ukuran *array* sementara yang disimpan di dalam program, menunjukkan nilai *modified* CSI100 dan nilai *threshold* kondisi preictal yang digunakan pada saat program sedang dijalankan.

Dari percobaan yang telah dilakukan, didapatkan tujuh nilai *modified* CSI100, dengan detail beserta keterangan ditunjukkan pada tabel 4.6. Nilai *modified* CSI100 dibulatkan sampai dua angka di belakang koma.

Gambar 4.5 – gambar 4.6 adalah beberapa tampilan sinyal pada aplikasi android Epcare pada saat percobaan. Gambar diambil

```

Anaconda Prompt (Anaconda3)
(base) C:\Users\alvin\Downloads\epcare>activate skripsi
(skripsi) C:\Users\alvin\Downloads\epcare>python Epcare.py
Port: COM3
Username: Alvin
Prectal threshold CSI: 1773.897676763278
Processing ECG...
[ 0 248 246 ... 0 0 1] Size: 50000
Modified CSI100 = 926.0666473064259
Processing next ECG...
[ 0 248 246 ... 1 1 9] Size: 100000
Modified CSI100 = 668.1437920662245
Processing next ECG...
[ 0 248 246 ... 57 58 56] Size: 150000
Modified CSI100 = 782.3668300562783
Processing next ECG...
[ 0 248 246 ... 322 325 327] Size: 200000
Modified CSI100 = 515.6541444665701
Processing next ECG...
[ 0 248 246 ... 299 298 300] Size: 250000
Modified CSI100 = 287.7799757935373
Processing next ECG...
[ 0 248 246 ... 270 268 266] Size: 300000
Modified CSI100 = 1460.9508790332504
Processing next ECG...
[ 0 264 263 ... 405 404 403] Size: 50000
Modified CSI100 = 596.3091385653321
Processing next ECG...
(skripsi) C:\Users\alvin\Downloads\epcare>

```

Gambar 4.3: Debug percobaan 1 ECG orang normal kalibrasi threshold distribusi normal

```

Anaconda Prompt (Anaconda3)
Processing next ECG...
[ 0 248 246 ... 270 268 266] Size: 300000
Modified CSI100 = 1460.9508790332504
Processing next ECG...
[ 0 264 263 ... 405 404 403] Size: 50000
Modified CSI100 = 596.3091385653321
Processing next ECG...

(skripsi) C:\Users\alvin\Downloads\epcare>python Epcare.py
Port: COM3
Username: Alvin
Prectal threshold CSI: 1773.897676763278
Processing ECG...
[ 0 340 345 ... 330 332 332] Size: 50000
Modified CSI100 = 1243.3305260941402
Processing next ECG...
[ 0 340 345 ... 301 302 304] Size: 100000
Modified CSI100 = 404.27699483926864
Processing next ECG...
[ 0 340 345 ... 352 353 353] Size: 200000
Modified CSI100 = 518.2380557803058
Processing next ECG...
[ 0 340 345 ... 644 648 640] Size: 250000
Modified CSI100 = 690.7666347093474
Processing next ECG...
(skripsi) C:\Users\alvin\Downloads\epcare>

```

Gambar 4.4: Debug percobaan 2 ECG orang normal kalibrasi threshold distribusi normal

dengan melakukan *screenshot* pada layar android pada saat percobaan berlangsung. Pengambilan gambar dilakukan setiap ada sinyal baru yang masuk, dikirim dari program pengambilan sinyal ECG pada komputer. Ini karena jika ada sinyal baru yang masuk, maka sinyal yang ditampilkan pada aplikasi android sebelumnya akan diganti dengan gambar sinyal yang baru.

Tabel 4.6: Keterangan percobaan ECG orang normal *threshold* nilai distribusi normal

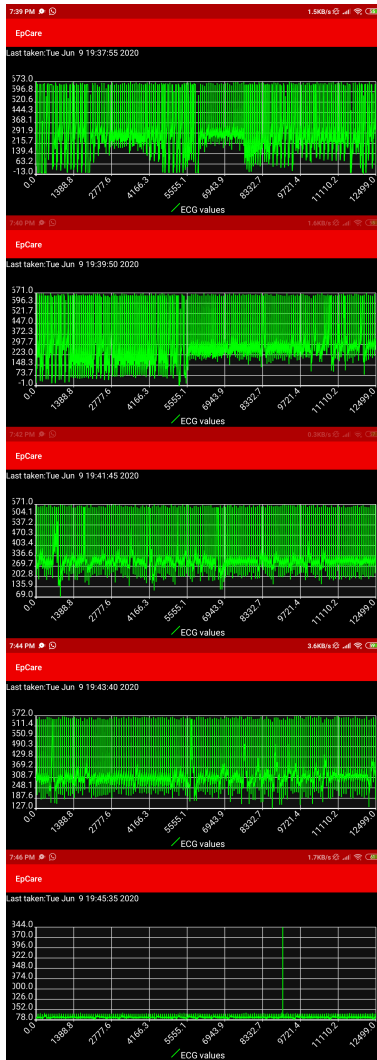
No.	Percobaan	Nilai CSI100	<i>Modified</i>	Mengirim notifikasi
1	1	926.067		Tidak
2	1	668.14		Tidak
3	1	782.37		Tidak
4	1	515.65		Tidak
5	1	287.78		Tidak
6	1	1460.95		Tidak
7	1	596.31		Tidak
8	2	1243.33		Tidak
9	2	884.81		Tidak
10	2	404.28		Tidak
11	2	518.24		Tidak
12	2	690.77		Tidak

4.4 Menguji ECG Pasien Penderita Epilepsi Physio-Net dengan *Threshold* Kalibrasi Distribusi Normal

Dari nilai *threshold* yang telah didapatkan menggunakan metode distribusi normal, dilakukan percobaan pada aplikasi Epcare. Percobaan dilakukan dengan menggunakan enam buah data ECG pasien penderita epilepsi dari PhysioNet secara terpisah sebagai ECG yang dideteksi.

Karena data ECG yang digunakan berupa file .txt yang sudah tersedia, bukan akuisisi secara *real-time* melalui set alat akuisisi ECG, maka diterapkan sedikit perubahan pada program aplikasi Epcare khusus untuk percobaan ini. Beberapa perubahan adalah seperti:

1. Perubahan *sampling rate* dari 2ms menjadi 5ms untuk menyesuaikan dengan *sampling rate* dari ECG.
2. Perubahan pemotongan data ECG dari setiap 50000 pembacaan nilai menjadi 20000 pembacaan nilai sebagai penyesuaian dengan *sampling rate* agar didapatkan jumlah R-R interval



Gambar 4.5: Tampilan sinyal aplikasi android percobaan 1 *threshold* kalibrasi distribusi normal



Gambar 4.6: Tampilan sinyal aplikasi android percobaan 2 *threshold* kalibrasi distribusi normal

yang paling mendekati 100.

3. Perubahan batas maksimum pemotongan data ECG dari 300000 menjadi 80000 sebagai penyesuaian dengan pemotongan pada nomor 2.

Percobaan dilakukan untuk dua jenis nilai hasil kalibrasi, yaitu:

1. Kalibrasi *threshold* dari satu data ECG orang normal
2. Kalibrasi *threshold* dari data ECG individual, atau masing-masing dari ECG itu sendiri

Dua jenis pengujian dilakukan untuk melakukan pembuktian jika kalibrasi individual memiliki performa yang lebih bagus dalam melakukan deteksi preictal atau tidak. Untuk pengujian ini, file 'sz6' tidak diikuti karena program selalu mengalami masalah dalam mengolah file tersebut. Untuk detail secara garis besar dari perubahan ditunjukkan pada *flowchart* algoritma pembacaan data ECG sampai deteksi preictal dari aplikasi pada gambar 4.7.

4.4.1 Menguji ECG pasien penderita epilepsi Physio-Net dengan *threshold* kalibrasi orang normal

Untuk *threshold* yang digunakan adalah hasil kalibrasi 100 nilai *modified* CSI100 dari satu orang normal yaitu batas atas dari distribusi normal. Nilai *threshold* sebesar 1774 digunakan secara konstan sebagai *threshold* kondisi preictal untuk keenam data ECG yang tersedia.

Dari percobaan yang telah dilakukan, didapatkan beberapa titik detik program berhasil mendeteksi kondisi preictal. Beberapa masih berupa *false-positive*, dan juga masih ada *false-negative*. Untuk detail deteksi program yang telah dicoba ditunjukkan pada tabel 4.7.

Dari tabel tersebut dapat dibandingkan dari detik program mendeteksi kondisi preictal dengan detik onset kejang yang sesungguhnya seperti pada tabel pada bab 3. Perbandingan dengan tabel pada bab 3 telah dijelaskan di dalam kolom keterangan. Jika deteksi preictal berada di dalam area kejang, maka keterangan adalah x-detik setelah onset kejang. Sedangkan jika deteksi preictal berada jarak lebih dari 1500 detik (25 menit) sebelum onset kejang

atau diluar area kejang setelah titik *offset* kejang, maka keterangan yang tertulis adalah *false-positive*. Kondisi preictal diasumsikan berada di dalam jangka waktu 1500 detik sampai 1 detik sebelum *onset* kejang (fase ictal) karena pada data ECG yang disediakan oleh PhysioNet tidak dicantumkan durasi dan titik terjadinya fase preictal secara eksplisit.

Tabel 4.7: Deteksi preictal pada data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet menggunakan threshold orang normal

No.	Data	Detik deteksi preictal	Keterangan
1	sz1	900	24s setelah <i>onset</i>
2	sz1	1100	<i>False-positive</i>
3	sz1	1300	<i>False-positive</i>
4	sz1	2600	<i>False-positive</i>
5	sz2	3300	463s sebelum <i>onset</i>
6	sz2	3500	200s sebelum <i>onset</i>
7	sz2	3800	37s setelah <i>onset</i>
8	sz2	4100	<i>False-positive</i>
9	sz2	6200	<i>False-positive</i>
10	sz2	6300	<i>False-positive</i>
11	sz2	9300	1251s sebelum <i>onset</i>
12	sz2	10400	151s sebelum <i>onset</i>
13	sz2	10600	49s setelah <i>onset</i>
14	sz2	11500	<i>False-positive</i>
15	sz2	11800	<i>False-positive</i>
16	sz3	3800	1274s sebelum <i>onset</i>
17	sz3	4000	1074s sebelum <i>onset</i>
18	sz3	4300	774s sebelum <i>onset</i>
19	sz3	5100	26s setelah <i>onset</i>
20	sz3	5400	<i>False-positive</i>
21	sz3	9100	167s sebelum <i>onset</i>
22	sz3	9300	33s setelah <i>onset</i>
23	sz3	12000	<i>False-positive</i>
24	sz3	12300	<i>False-positive</i>
25	sz4	-	<i>False-positive</i>
26	sz7	4100	18s setelah <i>onset</i>

Pada tabel 4.8 adalah daftar peninjauan kembali berhasil atau tidaknya program dalam melakukan deteksi preictal pada setiap onset kejang. Peninjauan ditunjukkan dalam bentuk klasifikasi biner. Tabel sekaligus juga secara tidak langsung mendaftarkan kondisi *false-negative* dari program dalam melakukan deteksi preictal. *False-negative* sendiri berarti program tidak berhasil melakukan deteksi kondisi preictal walaupun akan terjadi kejang. Yang dikategorikan ke dalam *false-negative* sendiri adalah tidak melakukan deteksi sama sekali. Tabel tidak mencakup deteksi *false-positive* yang terjadi jauh dari *onset* maupun fase kejang atau ictal.

Tabel 4.8: Klasifikasi biner deteksi preictal pada data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet menggunakan *threshold* orang normal

Fase ictal data	Klasifikasi biner	Keterangan
sz1	<i>False-positive</i>	Deteksi setelah <i>onset</i> saat kejang
sz2 (a)	<i>True-positive</i> & <i>False-positive</i>	Deteksi sebelum <i>onset</i> dan setelah <i>onset</i> saat kejang
sz2 (b)	<i>True-positive</i> & <i>False-positive</i>	Deteksi sebelum <i>onset</i> dan setelah <i>onset</i> saat kejang
sz3 (a)	<i>True-positive</i> & <i>False-positive</i>	Deteksi sebelum <i>onset</i> dan setelah <i>onset</i> saat kejang
sz3 (b)	<i>True-positive</i> & <i>False-positive</i>	Deteksi sebelum <i>onset</i> dan setelah <i>onset</i> saat kejang
sz4	<i>False-negative</i>	Tidak melakukan deteksi sama sekali
sz7	<i>False-positive</i>	Deteksi setelah <i>onset</i> saat kejang

4.4.2 Menguji ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet dengan *threshold* kalibrasi individual

Untuk pengujian ini, program aplikasi Epcare digunakan untuk data ECG pasien penderita epilepsi dari PhysioNet, sama se-

perti pada pengujian sebelumnya. Yang membedakan adalah untuk nilai *threshold* diambil dari kalibrasi yang menggunakan data ECG yang akan diuji itu sendiri. Dari setiap data ECG, diambil nilai *modified* CSI100 dari bagian-bagian yang diasumsikan tidak berada pada kategori fase peri-ictal. Fase peri-ictal sendiri yaitu mencakup fase preictal (fase sebelum kejang), fase ictal (fase kejang utama), dan fase postictal (fase setelah terjadinya kejang utama). Pada data ECG penderita epilepsi PhysioNet hanya diberikan penjelasan titik terjadinya fase ictal. Karena fase preictal dan postictal tidak diberikan penjelasan secara eksplisit, maka titik terjadinya fase preictal dan postictal menggunakan asumsi sendiri. Asumsi sendiri mencakup:

1. Untuk fase preictal berada pada rentang 1-1500 detik sebelum *onset* fase ictal (kejang utama), sedangkan
2. Untuk fase postictal berada pada rentang 1-1500 detik setelah durasi fase ictal (kejang utama)

Dari asumsi tersebut didapatkan jumlah nilai *modified* CSI100 yang berbeda-beda dari setiap data ECG. Ini dikarenakan durasi dari setiap data ECG yang berbeda-beda. Tidak seperti pada percobaan sebelumnya yang menggunakan pas 100 nilai *modified* CSI100 dari ECG satu orang normal. Dari nilai *modified* CSI100 yang didapatkan, dilakukan perhitungan *threshold* dengan menggunakan metode distribusi normal. Dari metode distribusi normal, diambil nilai batas atas yang ketiga. Nilai batas atas ketiga diambil agar sesuai dengan percobaan sebelumnya sehingga dapat dilakukan perbandingan. Untuk detail jumlah nilai *modified* CSI100 dan nilai *threshold* yang telah dihitung (dibulatkan sampai dua angka di belakang koma) dari setiap data ECG ditunjukkan pada table 4.9.

Dari perhitungan nilai *mean* dari nilai *threshold* yang didapatkan pada tabel, didapatkan nilai *mean* bernilai 1751.17. Nilai tersebut tidak jauh berbeda dengan nilai *threshold* dari orang normal sebelumnya yang bernilai 1774, dihitung dari 100 nilai *modified* CSI100. Selain itu juga dapat dilihat pada tabel bahwa jumlah nilai *modified* CSI100 yang lebih banyak belum tentu meningkatkan nilai *threshold* atau batas atas ketiga dari distribusi normal, demikian juga sebaliknya. Ini menunjukkan bahwa:

Tabel 4.9: Kalibrasi setiap data ECG penderita epilepsi PhysioNet

Data	Jumlah nilai <i>modified</i> CSI100	Nilai <i>threshold</i>
sz1	47	1820.27
sz2	68	1633.53
sz3	71	3642.92
sz4	40	1053.78
sz6	67	1418.30
sz7	63	938.21
Mean	59.33	1751.17

1. Tidak terdapat perbedaan yang signifikan pada nilai *modified* CSI100 antara orang normal dengan penderita epilepsi pada kondisi normal.
2. Distribusi normal tidak selalu membutuhkan jumlah nilai *modified* CSI100 yang tetap untuk perhitungan nilai *threshold*.

Dari pengujian yang telah dilakukan, didapatkan beberapa kasus program mendeteksi gejala preictal yang ditandai dengan nilai *modified* CSI100 melebihi nilai *threshold*. Untuk detail setiap kasus deteksi gejala preictal ditunjukkan pada tabel 4.10, yang menggunakan format yang sama dengan tabel 4.7.

Seperti pada percobaan sebelumnya, untuk detail klasifikasi biner dari deteksi preictal pada setiap fase ictal akan dijabarkan dalam bentuk tabel pada tabel 4.11. Tabel menggunakan format yang sama dengan tabel 4.6. Demikian juga untuk kategorisasi deteksi preictal yang tergolong pada masing-masing klasifikasi biner juga mengikuti kaidah pada tabel sebelumnya. Dimana tabel ini hanya mencakup kasus deteksi preictal yang terjadi pada fase preictal dan fase ictal.

Untuk membantu perbandingan performa program dalam melakukan deteksi preictal antara menggunakan *threshold* orang normal atau *threshold* individual, maka dijabarkan dalam bentuk tabel pada tabel 4.12. Sebagai penjelasan, untuk deteksi *true-positive*, jika terjadi lebih dari satu deteksi untuk satu kasus kejang, maka hanya dihitung sebagai satu saja. Untuk kondisi dimana program tidak berhasil melakukan deteksi kondisi preictal sama sekali pada

Tabel 4.10: Deteksi preictal pada data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet menggunakan *threshold* individual

No.	Data	Detik deteksi preictal	Keterangan
1	sz1	900	24s setelah <i>onset</i>
2	sz1	1100	<i>False-positive</i>
3	sz1	1300	<i>False-positive</i>
4	sz1	2600	<i>False-positive</i>
5	sz2	3300	463s sebelum <i>onset</i>
6	sz2	3500	200s sebelum <i>onset</i>
7	sz2	3800	37s setelah <i>onset</i>
8	sz2	4100	<i>False-positive</i>
9	sz2	6200	<i>False-positive</i>
10	sz2	6300	<i>False-positive</i>
11	sz2	9300	1251s sebelum <i>onset</i>
12	sz2	10400	151s sebelum <i>onset</i>
13	sz2	10600	49s setelah <i>onset</i>
14	sz2	11100	<i>False-positive</i>
15	sz2	11500	<i>False-positive</i>
16	sz2	11800	<i>False-positive</i>
17	sz3	3800	1274s sebelum <i>onset</i>
18	sz3	4000	1074s sebelum <i>onset</i>
19	sz3	5100	26s setelah <i>onset</i>
20	sz3	5400	<i>False-positive</i>
21	sz3	9100	167s sebelum <i>onset</i>
22	sz3	12300	<i>False-positive</i>
23	sz4	100	1100s sebelum <i>onset</i>
24	sz4	2000	<i>False-positive</i>
25	sz4	2100	<i>False-positive</i>
26	sz7	300	<i>False-positive</i>
27	sz7	400	<i>False-positive</i>
28	sz7	1800	<i>False-positive</i>
29	sz7	4100	18s setelah <i>onset</i>
30	sz7	4200	<i>False-positive</i>
31	sz7	4300	<i>False-positive</i>

suatu kasus kejang, maka akan dihitung sebagai satu kasus *false-*

Tabel 4.11: Klasifikasi biner deteksi preictal pada data ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet menggunakan *threshold* individual

Fase ictal data	Klasifikasi biner	Keterangan
sz1	<i>False-positive</i>	Deteksi setelah <i>onset</i> saat kejang
sz2 (a)	<i>True-positive</i> & <i>False-positive</i>	Deteksi sebelum <i>onset</i> dan setelah <i>onset</i> saat kejang
sz2 (b)	<i>True-positive</i> & <i>False-positive</i>	Deteksi sebelum <i>onset</i> dan setelah <i>onset</i> saat kejang
sz3 (a)	<i>True-positive</i> & <i>False-positive</i>	Deteksi sebelum <i>onset</i> dan setelah <i>onset</i> saat kejang
sz3 (b)	<i>True-positive</i>	Deteksi sebelum <i>onset</i> saat kejang
sz4	<i>True-positive</i>	Deteksi sebelum <i>onset</i> saat kejang
sz7	<i>False-positive</i>	Deteksi setelah <i>onset</i> saat kejang

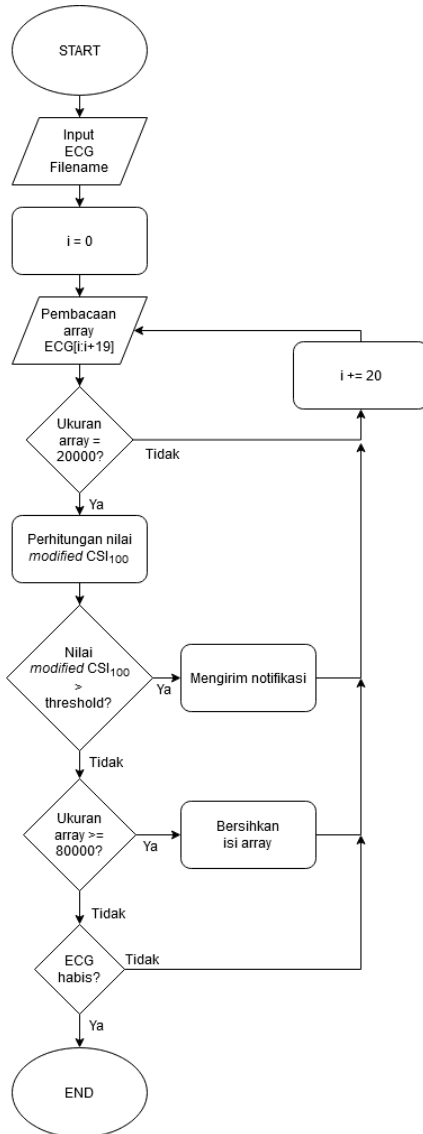
negative. Untuk *false-positive* akan menghitung semua kasus yang terjadi. Sebagai tambahan, selain klasifikasi biner, juga akan dilakukan pendaftaran kasus deteksi yang terjadi di dalam fase ictal, dibedakan dengan kasus *false-positive*.

Tabel 4.12: Perbandingan performa *threshold* orang normal dengan individual

Jenis <i>threshold</i>	Jumlah			
	<i>True-positive</i>	<i>False-positive</i>	<i>False-negative</i>	Deteksi pada fase ictal
Orang normal	4	11	2	6
Individual	5	18	2	5

Dari tabel dapat dilihat perbedaan akurasi program dalam melakukan deteksi kondisi preictal antara kalibrasi menggunakan nilai *modified* CSI100 satu orang normal dengan individual. Kalibrasi menggunakan nilai *modified* CSI100 orang normal berhasil melakukan prediksi empat dari tujuh kasus kejang, sedangkan kalibrasi menggunakan nilai *modified* CSI100 berhasil melakukan prediksi lima dari tujuh kasus kejang. Ini menandakan bahwa untuk melakukan deteksi preictal, dibutuhkan kalibrasi menggunakan data ECG dari orang tersebut sendiri karena persebaran nilai *modified* CSI100 yang berbeda-beda untuk setiap individu.

Tetapi selain dapat melakukan prediksi kasus kejang dengan lebih baik, terdapat kelemahan dari kalibrasi individual, yaitu kasus deteksi *false-positive* yang lebih sering terjadi jika dibandingkan dengan kalibrasi dengan menggunakan satu orang normal. Sayangnya, tidak terdapat penjelasan secara eksplisit dari PhysioNet untuk setiap bagian dalam data ECG selain waktu dan durasi terjadinya kejang (fase ictal). Sehingga belum dapat diketahui mengenai mengapa terjadi beberapa kasus nilai *modified* CSI100 yang sangat tinggi di luar fase preictal dan fase ictal.



Gambar 4.7: Algoritma program percobaan data ECG epilepsi PhysioNet dengan *threshold* distribusi normal

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dari hasil pengujian yang sudah dilaksanakan dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Tidak ditemukan perbedaan yang signifikan antara bentuk sinyal ECG dari orang normal dengan fase non-ictal pada penderita epilepsi. Dibuktikan dengan perbandingan gambar plot sinyal ECG antara subyek orang normal dengan fase non-ictal penderita epilepsi yang tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan.
2. Kondisi preictal dan ictal pada penderita epilepsi secara umum meningkatkan aktifitas simpatetik, ditandai dengan kenaikan nilai CSI. Dibuktikan dengan tachogram penderita epilepsi PhysioNet yang menunjukkan kenaikan nilai CSI pada fase preictal dan fase ictal.
3. Aktifitas simpatetik yang mendasari nilai CSI dari setiap individu berbeda-beda. Dibuktikan dengan hasil nilai distribusi normal yang berbeda-beda pada setiap subyek, terutama antara setiap penderita epilepsi baik dari RSUA maupun dari PhysioNet.
4. Nilai CSI dari orang normal dan penderita epilepsi pada kondisi normal tidak dapat dibedakan karena aktifitas simpatetik yang berbeda-beda pada setiap individu. Dibuktikan dengan nilai hasil distribusi normal antara subyek orang normal dengan rata-rata nilai hasil distribusi normal penderita epilepsi PhysioNet yang tidak jauh berbeda. Demikian juga perbedaan nilai hasil distribusi normal antara setiap data penderita epilepsi PhysioNet sendiri.

5.2 Saran

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya terdapat beberapa saran sebagai berikut :

1. Menggunakan data sekunder dari pasien penderita epilepsi le-

bih banyak supaya pengujian metode menjadi lebih matang. Mengingat data dari RSUD yang dapat digunakan untuk pengujian metode hanya berjumlah satu buah data, dan data dari PhysioNet yang dapat digunakan untuk pengujian metode hanya berjumlah lima buah data.

2. Perangkat yang dihasilkan supaya lebih mendukung untuk digunakan secara bergerak. Karena akuisisi ECG dan deteksi titik R yang hanya menghasilkan akurasi maksimal jika subyek sedang dalam keadaan istirahat. Demikian juga untuk *packaging* dari set alat yang masih belum mendukung untuk digunakan secara bergerak karena masih hanya berupa gabungan dari mikrokontroler dan modul *front-end* yang secara fisik masih terpisah. Koneksi antara set alat akuisisi ECG dengan *server* atau komputer masih menggunakan kabel data serial sehingga dibutuhkan penggantian koneksi dengan *server* secara nirkabel, juga inialisasi program untuk menjalankan fungsi deteksi preictal dan koneksi dengan *platform* Firebase yang hanya dapat dilakukan melalui *server*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Williams and Wilkins, ECG Interpretation: An Incredibly Easy! Pocket Guide. Lippincott Williams Wilkins, 2006. (Dikutip pada halaman xi, 9, 18).
- [2] M. Toichi, T. Sugiura, T. Murai, and A. Sengoku, "A new method of assessing cardiac autonomic function and its comparison with spectral analysis and coefficient of variation of r-r interval," Journal of the Autonomic Nervous System, vol. 62, pp. 79–84, 1997. (Dikutip pada halaman xi, 11, 12, 13).
- [3] "Bell curve definition." <https://www.investopedia.com/terms/b/bell-curve.asp>, 2019. Terakhir diakses pada tanggal 21 Mei 2020. (Dikutip pada halaman xi, 15).
- [4] CASEYTHEROBOT, "Ad8232 heart rate monitor hookup guide - learn.sparkfun.com." <https://learn.sparkfun.com/tutorials/ad8232-heart-rate-monitor-hookup-guide/all>. Terakhir diakses pada tanggal 2 Maret 2020. (Dikutip pada halaman xi, 15).
- [5] W. H. Organization, "Epilepsy." https://www.who.int/mental_health/neurology/epilepsy/en/. (Dikutip pada halaman 1).
- [6] J. Lliwen A. and T. Rhys H., "Sudden death in epilepsy: Insights from the last 25 years," Seizure, vol. XLIV, pp. 232–236, 2017. (Dikutip pada halaman 1).
- [7] K. S. Eggleston, B. D. Olin, and R. S. Fisher, "Ictal tachycardia: The head-heart connection," Seizure, vol. 23, no. 7, pp. 496–505, 2014. (Dikutip pada halaman 2, 8).
- [8] S. Ramgopal, S. Thome-Souza, M. Jackson, N. E. Kadish, I. S. Fernández, J. Klehm, W. Bosl, C. Reinsberger, S. Schachter, and T. Loddenkemper, "Seizure detection, seizure prediction, and closed-loop warning systems in epilepsy," Epilepsy Behavior, vol. XXXVII, pp. 291–307, 2014. (Dikutip pada halaman 2).

- [9] A. Ghosh, T. Das, A. Sarkar, and P. Basak, “Pre-ictal epileptic seizure prediction based on ecg signal analysis,” in 2nd International Conference for Convergence in Technology (I2CT), 2017. (Dikutip pada halaman 2).
- [10] W. J. van Elmpt, T. M. Nijsen, and A. J. B. Griep, Paul A.M., “A model of heart rate changes to detect seizures in severe epilepsy,” Seizure, vol. 15, pp. 366–375, 2006. (Dikutip pada halaman 5).
- [11] “Epilepsy - symptoms and causes - mayo clinic.” <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/epilepsy/symptoms-causes/syc-20350093>, August 2019. Terakhir diakses pada tanggal 4 April 2020. (Dikutip pada halaman 6).
- [12] J. Jeppesen, S. Beniczky, P. Johansen, P. Sidenius, and A. Fuglsang-Frederiksen, “Using lorenz plot and cardiac sympathetic index of heart rate variability for detecting seizures for patients with epilepsy,” 2014. (Dikutip pada halaman 7, 13, 46).
- [13] B. Subramanian, “Ecg signal classification and parameter estimation using multiwavelet transform,” Biomedical Research, vol. 28, no. 7, 2017. (Dikutip pada halaman 8).
- [14] J. Pan and W. J. Tompkins, “A real-time qrs detection algorithm,” IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, vol. BME-32, no. 3, pp. 230–236, 1985. (Dikutip pada halaman 9).
- [15] J. Jeppesen, S. Beniczky, P. Johansen, and P. Sidenius, “Detection of epileptic seizures with a modified heart rate variability algorithm based on lorenz plot,” Seizure, vol. 24, pp. 1–7, 2015. (Dikutip pada halaman 13, 23, 45).
- [16] “Normal distribution definition.” <https://www.investopedia.com/terms/n/normaldistribution.asp>. Terakhir diakses pada tanggal 29 Mei 2020. (Dikutip pada halaman 14).

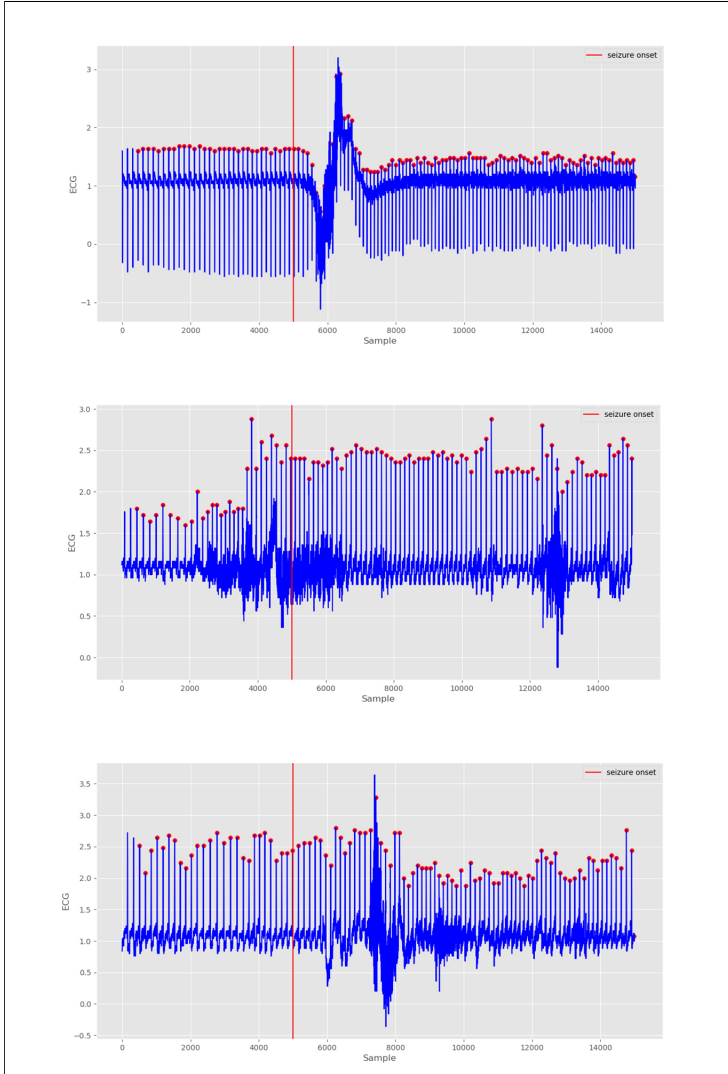
- [17] I. Al-Aweel, K. Krishnamurthy, J. Hausdorff, J. Mietus, J. Ives, A. Blum, D. Schomer, and A. Goldberger, “Postictal heart rate oscillations in partial epilepsy,” *Neurology*, vol. 53, no. 7, pp. 1590–1592, 1999. (Dikutip pada halaman 20, 23).
- [18] A. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, J. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C. K. Peng, and H. E. Stanley, “Physiobank, physiotoolkit, and physionet: Components of a new research resource for complex physiologic signals,” *Circulation [Online]*, vol. 101, no. 23, pp. e215–e220, 2000. (Dikutip pada halaman 20, 23).
- [19] S. Pickus, “HRV,” 2017. (Dikutip pada halaman 21, 34).

Halaman ini sengaja dikosongkan

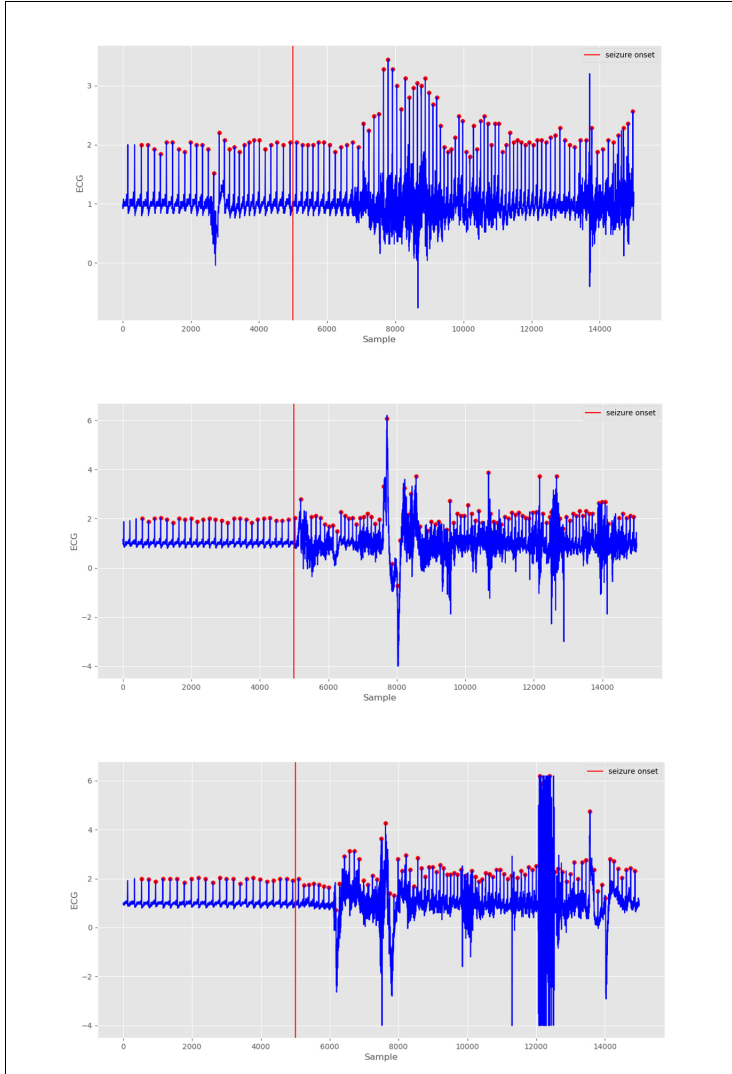
LAMPIRAN



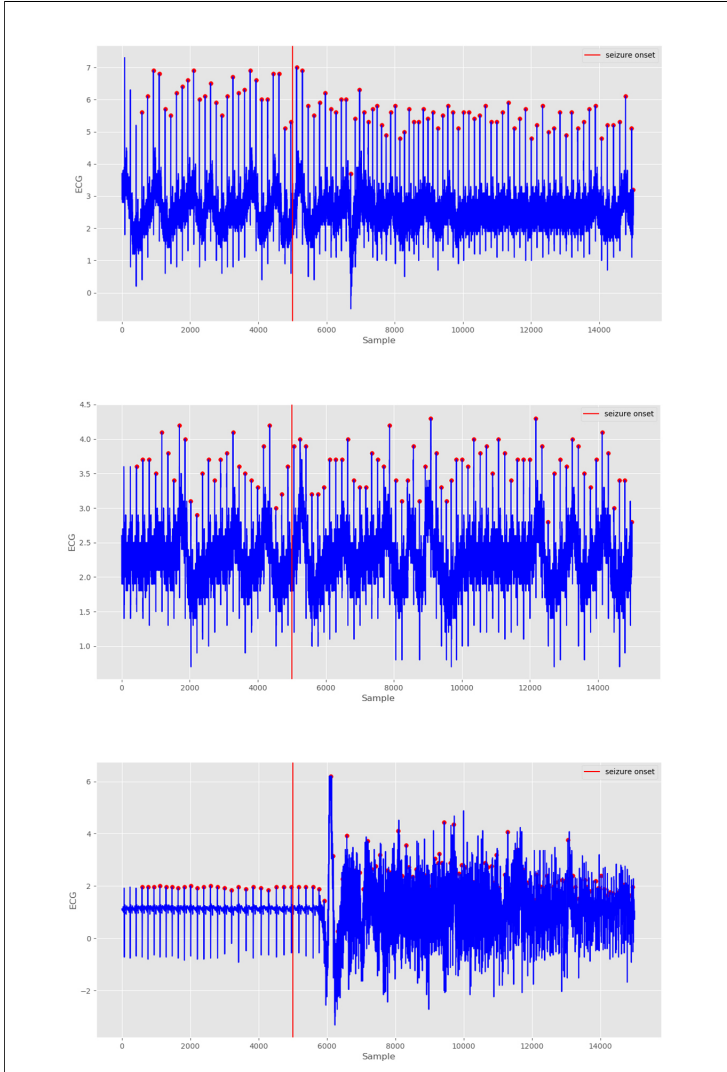
Gambar 1: Tensimeter elektrik taff Omicron RAK289



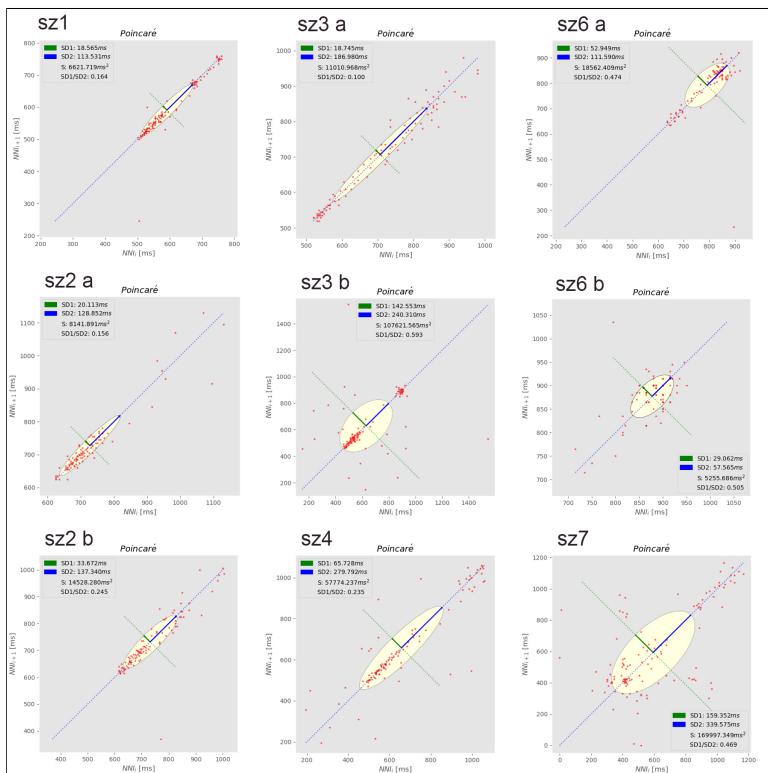
Gambar 2: Gambar plot sinyal ECG pasien penderita epilepsi Physio-Net sekitar onset kejang secara urut dari atas: sz1, sz2 (a), sz2 (b)



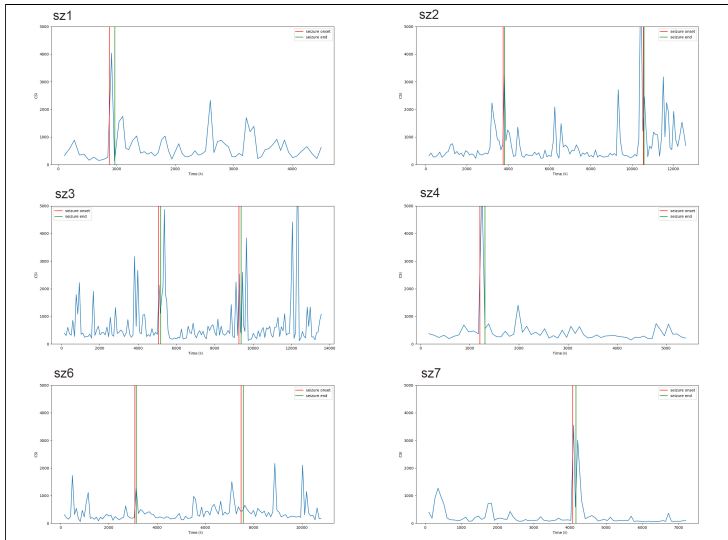
Gambar 3: Gambar plot sinyal ECG pasien penderita epilepsi Physio-Net sekitar onset kejang secara urut dari atas: sz3 (a), sz3 (b), sz4



Gambar 4: Gambar plot sinyal ECG pasien penderita epilepsi Physio-Net sekitar onset kejang secara urut dari atas: sz6 (a), sz6 (b), sz7



Gambar 5: Gambar Poincaré plot sinyal ECG pasien penderita epilepsi PhysioNet sekitar onset kejang



Gambar 6: Tachogram nilai CSI pasien penderita epilepsi PhysioNet

BIOGRAFI PENULIS



Alvin Nathanael, lahir di Kota Surabaya, Provinsi Jawa Timur, pada tanggal 2 Agustus 1998. Penulis merupakan anak pertama dari tiga bersaudara. Penulis saat ini tinggal di Jl. Wisma Kedung Asem Indah BB-7, Kelurahan Kedung Baruk, Kecamatan Rungkut, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia. Penulis menyelesaikan pendidikan di SDK Santa Maria Regina Kota Surabaya pada tahun 2010. Pada tahun 2013 menyelesaikan pendidikan di SMP Kristen Petra 5 Kota Surabaya.

Pada tahun 2016 lulus dari SMA Kristen Petra 2 Kota Surabaya. Penulis diterima di Program Studi S-1 Departemen Teknik Komputer Fakultas Teknik Industri ITS, yang telah berganti pindah ke Fakultas Teknik Elektro dan Informatika Cerdas ITS pada saat penulisan ini. Selama masa kuliah, penulis aktif menjadi peserta dan panitia pada beberapa acara dan forum yang diadakan di Universitas. Penulis mengembangkan kecondongan pada bidang *programming* dan menunjukkan kelebihan dalam skill *planning* dan *analysis*. Penulis berhasil menyelesaikan tugas akhir yang berjudul **“Deteksi Kondisi Preictal pada Penderita Epilepsi Berdasarkan CSI dari Sinyal ECG 1 Channel Menggunakan AD8232”**. Untuk setiap pembaca yang memiliki pertanyaan, kritik, maupun saran dari pembacaan buku mengenai tugas akhir ini dapat menghubungi penulis melalui email alvinnathanaelsuhardjo@yahoo.com.

Halaman ini sengaja dikosongkan