TUGAS AKHIR – EC184801

PENGENALAN FASE EPILEPSI BERBASIS FITUR TIME DOMAIN MENGGUNAKAN SINYAL ECG

Nadhira Neesa Sarasati
NRP 07211640000054

Dosen Pembimbing
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprapto, MSc.

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

TUGAS AKHIR – EC184801

PENGENALAN FASE EPILEPSI BERBASIS FITUR TIME DOMAIN MENGGUNAKAN SINYAL ECG

Nadhira Neesa Sarasati
NRP 07211640000054

Dosen Pembimbing
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprapto, MSc.

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

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

FINAL PROJECT – EC184801

IDENTIFICATION OF EPILEPSY PHASE BASED ON TIME FEATURE DOMAIN USING ECG SIGNALS

Nadhira Neesa Sarasati
NRP 07211640000054

Advisor
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprapto, MSc.

Department of Computer Engineering
Faculty of Electrical Engineering and Intelligent Informatics
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 "**Pengenalan Fase Epilepsi Berbasis Fitur *Time Domain* Menggunakan Sinyal ECG**" adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan karya pihak 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 peraturan yang berlaku.

Surabaya, 27 Juni 2020

Nadhira Neesa Sarasati
NRP. 0721164000054

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

Pengenalan Fase Epilepsi Berbasis Fitur *Time Domain* Menggunakan Sinyal ECG

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

Oleh: Nadhira Neesa Sarasati (NRP: 07211640000054)

Tanggal Ujian : 8 Juli 2020 Periode Wisuda : September 2020

Disetujui oleh:

(Pembimbing I)

Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
NIP. 19801219 200501 2 001

(Pembimbing II)

Prof. Dr. Ir Yoyon Kusnendar Suprapto, MSc.
NIP. 19540925 197803 1 001

(Penguji I)

Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
NIP. 19760505 200812 1 003

(Penguji II)

Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, ST., MT.
NIP. 19700313 199512 1 001

(Penguji III)

Ahmad Zaini, ST., MSc.
NIP. 19750419 200212 1 003

Mengetahui
Kepala Departemen Teknik Komputer

Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, ST., MT.
NIP. 19700313 199512 1 001

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRAK

Nama Mahasiswa	:	Nadhira Neesa Sarasati
Judul Tugas Akhir	:	*Pengenalan Fase Epilepsi Berbasis Fitur Time Domain Menggunakan Sinyal ECG*
Pembimbing	:	1. Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc. 2. Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprapto, Msc.

Epilepsi adalah penyakit syaraf yang disebabkan oleh adanya ketidaknormalan atau gangguan pada aktivitas sinyal otak. Epilepsi merupakan penyakit syaraf yang paling banyak menyerang penduduk dunia, khususnya penduduk negara berkembang. Terdapat tiga fase pada epilepsi, yaitu fase pre-ictal, fase ictal, dan fase post-ictal. Untuk dapat membedakan ketiga fase tersebut, umumnya menggunakan sinyal yang dihasilkan oleh EEG. Namun, terdapat penelitian yang menyebutkan adanya keterkaitan epilepsi dengan sinyal jantung, sehingga terdapat kemungkinan fase pada epilepsi dapat dibedakan melalui ECG. Pengenalan Fase Pada Epilepsi ini dibuat untuk dapat membedakan fase yang ada pada penderita epilepsi dan kondisi normal pada pasien epilepsi dengan menggunakan algoritma K Nearest Neighbors (KNN). Data yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset publik yang diambil dari PhysioNet. Data diambil dari hasil perekaman EEG dan ECG jangka panjang pasien epilepsi yang tidak memiliki riwayat penyakit jantung koroner, dan didalamnya terdapat 10 kali kejadian kejang. Dengan dapat dilakukannya pengenalan fase pada epilepsi dan kondisi normal, diharapkan dapat memudahkan dokter dan tenaga medis untuk mengetahui perbedaan pada hasil rekaman ECG pasien epilepsi di setiap fase yang berbeda, dan dapat membuktikan hipotesa apakah fase pada epilepsi dapat dikenali melalui sinyal jantung.

Kata Kunci : Epilepsi, Pre-Ictal, Ictal, Post-Ictal, ECG, Entropy, RR Interval, KNN.

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Name : Nadhira Neesa Sarasati
Title : *Identification of Epilepsy Phase Based on Time Domain Feature Using ECG Signals*
Advisors : 1. Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.
2. Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprapto, Msc.

Epilepsy is a neural disease caused by abnormalities or brain signal activity disorder. Epilepsy is the most common neural disease, especially in developing countries. There are three phases in epilepsy, the pre-ictal phase, the ictal phase, and the post-ictal phase. To distinguish those three phases, it usually uses signal produced by EEG. However, there is a study that mention connection between epilepsy and heart signals, so there is a probability to distinguish the epilepsy phases using ECG. This Identification of Phase in Epilepsy is made for distinguish the three phases in epilepsy and the normal condition of epilepsy patient using K Nearest Neighbors (KNN). This study used the public dataset from PhysioNet. The dataset obtained from EEG and ECG long term record of epileptic patient without history of cardiac disease, with 10 seizures in it. With the ability to do the identification of epilepsy phase, it is expected to help doctors and medical staffs to discover differences in epileptic ECG signals for every different phases in epilepsy, and to prove the hypothesis whether the three phases in epilepsy can be distinguished from the heart signal.

Keywords : Epilepsy, Pre-Ictal, Ictal, Post-Ictal, ECG, Entropy, RR Interval, KNN.

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadirat Allah SWT atas segala karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan judul **Pengenalan Fase Epilepsi Berbasis Fitur Time Domain Menggunakan Sinyal ECG**.

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

1. Ibu, Ayah, dan Adik yang tidak berhenti memberikan doa, semangat, dan dukungan baik spiritual maupun material untuk menyelesaikan masa perkuliahan dan Tugas Akhir.
2. Bapak Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, ST., MT. selaku Kepala Departemen Teknik Komputer, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas (FTEIC), Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
3. Ibu Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc., selaku dosen pembimbing I dan Bapak Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprapto, MSc., selaku dosen pembimbing II yang selalu memberi masukan dan arahan selama penyelesaian Tugas Akhir ini.
4. Bapak dan Ibu dosen pengajar Departemen Teknik Komputer ITS, atas pengajaran, bimbingan, serta perhatian yang diberikan kepada penulis selama ini.
5. Teman-teman e56 dan teman-teman Laboratorium B401 Komputasi Multimedia.
6. Faradina, Niken, Firdaus, Yordan, Vidy, Rusydi, Adib, Hudan, Arie, Risky, Zhafran, Haryo, dan Ramdan atas bantuan, pengalaman, dan hiburan yang diberikan selama masa perkuliahan.

Kesempurnaan hanya milik Allah SWT, untuk itu penulis memohon segenap kritik dan saran yang membangun. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi kita semua. Aamiin.

Surabaya, Juni 2020

Nadhira Neesa Sarasati

DAFTAR ISI

Abstrak **i**

Abstract **iii**

KATA PENGANTAR **v**

DAFTAR ISI **vii**

DAFTAR GAMBAR **ix**

DAFTAR TABEL **xi**

DAFTAR NOMENKLATUR **xiii**

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
2.1.1 *Pre-Ictal* 6
2.1.2 *Ictal* dan *Inter-Ictal* 7
2.1.3 *Post-Ictal* 8
2.2 ECG 8
2.2.1 *Entropy* 10
2.2.2 Statistika 11
2.3 *K Nearest Neighbors* (KNN) 15
2.3.1 *Tuning Parameter* 16
2.4 *Cross Validation* 16
2.4.1 *Stratified K-Fold* 17
2.5 *Classification Performance* 18
2.5.1 *Recall* atau *Sensitivity* 21
2.5.2 *Precision* 21

2.5.3 F1 *Score* 22

3 DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM 23
3.1 Desain Sistem 23
3.2 Alur Kerja 24
3.3 Pengumpulan Data 25
3.4 Pemotongan Sinyal 29
3.5 Ekstraksi Fitur 30
3.5.1 Entropy 31
3.5.2 Statistika 32
3.6 Klasifikasi 37

4 PENGUJIAN DAN ANALISA 41
4.1 Pengujian *Nilai K (Tuning Parameter)* 41
4.2 Pengujian *Klasifikasi 2 Fase Epilepsi* 45
4.3 Pengujian *Klasifikasi 3 Fase Epilepsi* 47
4.4 Pengujian *Klasifikasi 4 Fase Epilepsi* 50

5 PENUTUP 53
5.1 Kesimpulan 53
5.2 Saran 53

DAFTAR PUSTAKA 55

LAMPIRAN 59

Biografi Penulis 69

DAFTAR GAMBAR

2.1 Kejang tonik-klonik [1] 7
2.2 Anatomi jantung manusia [2] 9
2.3 Sinyal ECG [3] 10
2.4 *Interquartile* [4] 14
2.5 Visualisasi *K Nearest Neighbors* [5] 15
2.6 Visualisasi *Tuning Parameter* [5] 16
2.7 Visualisasi proses *K-Fold Cross Validation* [6] 17
2.8 Visualisasi *Classification Performance*[7] 18
2.9 Visualisasi *Confusion Matrix*[7] 19
2.10 *Confusion Matrix binary* [8] 19
2.11 *Confusion Matrix multi-class*[9] 20
2.12 Visualisasi *Recall*[7] 21
2.13 Visualisasi *Precision*[7] 22

3.1 Blok diagram penelitian 23
3.2 Visualisasi fase *ictal* 26
3.3 Visualisasi fase *post-ictal* 27
3.4 Visualisasi fase *pre-ictal* 28
3.5 Visualisasi fase normal 29
3.6 Sinyal yang sudah dipotong 30
3.7 Fungsi fitur Entropy **PyEEG** 31
3.8 Hasil perhitungan deteksi titik puncak R 32
3.9 Hasil deteksi titik R 33
3.10 Hasil perhitungan fitur Mean 33
3.11 Hasil perhitungan fitur Standar Deviasi 34
3.12 Hasil perhitungan fitur SDSD 34
3.13 Hasil perhitungan fitur RMSSD 35
3.14 Hasil perhitungan fitur Median 35
3.15 Hasil perhitungan fitur Interquartile 36
3.16 Hasil perhitungan fitur Mean Absolute Deviation . . 36
3.17 Hasil perhitungan fitur NN50 37
3.18 Hasil perhitungan fitur pNN50 38
3.19 Hasil ekstraksi fitur 39

4.1 Plot hasil F1 *Score* nilai K pada klasifikasi 2 fase . . 42

4.2 Plot hasil F1 Score nilai K pada klasifikasi 3 fase . . 43
4.3 Plot hasil F1 Score nilai K pada klasifikasi 4 fase . . 44
4.4 Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 2 fase . . . 47
4.5 Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 3 fase . . . 49
4.6 Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 4 fase . . . 52

1 Visualisasi fase *pre-ictal* 59
2 Visualisasi fase *ictal* 60
3 Visualisasi fase *post-ictal* 61
4 Visualisasi kondisi normal 62
5 Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 2 fase . . . 64
6 Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 3 fase . . . 66
7 Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 4 fase . . . 68

DAFTAR TABEL

3.1 Fase *ictal* yang diujikan 25
3.2 Fase post-ictal yang diujikan 26
3.3 Fase pre-ictal yang diujikan 27
3.4 Fase normal yang diujikan 28

4.1 Hasil F1 *Score* nilai K pada klasifikasi 2 fase 42
4.2 Hasil F1 *Score* nilai K pada klasifikasi 3 fase 43
4.3 Hasil F1 Score nilai k pada klasifikasi 4 fase 45
4.4 Confusion Matrix klasifikasi 2 fase 46
4.5 Hasil Confusion Matrix klasifikasi 2 fase 46
4.6 Hasil Classification Report klasifikasi 2 fase 46
4.7 *Confusion Matrix* klasifikasi 3 fase 48
4.8 Hasil *Confusion Matrix* klasifikasi 3 fase 48
4.9 Hasil *Classification Report* klasifikasi 3 fase 48
4.10 *Confusion Matrix* klasifikasi 4 fase 50
4.11 Hasil *Confusion Matrix* klasifikasi 4 fase 50
4.12 Hasil *Classification Report* klasifikasi 4 fase 51

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR NOMENKLATUR

e	:	Panjang *window*
r	:	Skala toleransi untuk pola serupa di antara dua segmen
N	:	Panjang sinyal *time series*
k	:	Panjang *window*
A	:	Himpunan titik yang sesuai dengan skala toleransi r
B	:	Himpunan titik yang sesuai dengan skala toleransi r
n	:	Jumlah RR Interval dalam satu *epoch*
x	:	Nilai RR Interval dalam satu *epoch*
$\overline{X}$	:	Rata-rata RR Interval
s	:	Standar deviasi RR Interval
Me	:	*Median* RR Interval
MAD	:	*Mean Absolute Deviation*
TP	:	*True Positive*
FP	:	*False Positive*
FN	:	*False Negative*

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1
PENDAHULUAN

Pada bab ini dijelaskan hal yang melatarbelakangi penelitian yang dikerjakan dan berbagai kondisi yang menjadi acuan. Selain itu, pada bab ini juga akan dijelaskan permasalahan yang akan dijawab melalui penelitian ini.

1.1 Latar belakang

Epilepsi adalah penyakit syaraf yang disebabkan oleh adanya ketidaknormalan atau gangguan pada aktivitas sinyal otak. Epilepsi merupakan penyakit syaraf yang paling banyak menyerang penduduk dunia, khususnya penduduk negara berkembang. Terdapat tiga fase pada epilepsi, yaitu fase *pre-ictal*, fase *ictal*, dan fase *post-ictal*. Mengutip pernyataan World Health Organization (WHO) yang menyatakan bahwa lebih dari 50 juta penduduk dunia memiliki penyakit epilepsi, dan 80% diantaranya tinggal di negara berkembang [10]. Jumlah penderita epilepsi di Indonesia sendiri diibaratkan jika terdapat 220 juta penduduk Indonesia, maka diperkirakan akan ada 250 ribu penderita epilepsi baru [11]. Secara medis, epilepsi jarang sekali menyebabkan kematian. Kematian pada epilepsi yang secara langsung disebabkan oleh kejang adalah *Sudden Unexpected Death* (SUDEP). Namun, lebih banyak kematian pada penderita epilepsi disebabkan oleh kasus yang terjadi pasca kejang, seperti kecelakaan atau tenggelam karena kebingungan yang muncul setelah kejang selesai terjadi [12].

Seperti penyakit syaraf yang lain, epilepsi pada umumnya dibaca melalui EEG [13]. Dari sini, dapat diambil informasi bahwa pada setiap fase pada epilepsi, terjadi perubahan sinyal otak manusia yang cukup signifikan. Sehingga nantinya dapat dibedakan antara sinyal saat fase *pre-ictal*, fase *ictal*, dan fase *post-ictal* terjadi pada penderita epilepsi. Penelitian yang dilakukan sebelumnya, hanya berfokus pada membedakan sinyal otak pada penderita epilepsi saat kejang dan saat dalam keadaan normal. Penelitian tersebut dilakukan hanya berdasarkan pada sinyal EEG dari penderita epilepsi, dan tidak dapat membedakan fase lainnya yang ada pada

penderita epilepsi. Selain itu, terdapat penelitian lain yang menyebutkan, bahwa ada keterkaitan antara sinyal jantung dan fase epilepsi [14], sehingga terdapat kemungkinan bahwa fase pada epilepsi juga dapat dibedakan dari sinyal jantung manusia yang dibaca melalui ECG dan mendapatkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan pembacaan melalui sinyal EEG saja.

1.2 Permasalahan

Dari latar belakang yang ada, kebanyakan kematian pada penderita epilepsi terjadi bukan karena terjadinya kejang, melainkan disebabkan oleh kecelakaan yang timbul akibat kejang, terutama pada saat fase *pre-ictal* dan *post-ictal* [12]. Permasalahan lainnya juga muncul karena adanya penelitian yang menyebutkan adanya keterkaitan antara sinyal jantung dengan fase epilepsi [14].

Selain itu, karena pembacaan sinyal EEG dan ECG dilakukan dalam jangka waktu yang panjang, sinyal yang ada pun juga tidak sedikit. Sehingga sulit bagi tenaga medis untuk dapat membedakan fase pada epilepsi dalam waktu yang singkat dan mudah. Oleh karena itu, dibutuhkan adanya teknologi yang dapat membantu tenaga medis untuk dapat membedakan fase epilepsi dalam waktu yang singkat.

1.3 Tujuan

Dapat membuktikan hipotesa bahwa dengan pembacaan sinyal jantung pada penderita epilepsi, diharapkan dapat meningkatkan akurasi pengenalan fase epilepsi. Selain itu, dengan dapat dibedakannya sinyal jantung pada epilepsi, diharapkan penderita epilepsi dapat mempersiapkan diri untuk menghadapi kondisi yang bisa terjadi sebelum, sesudah, maupun saat terjadinya kejang. Serta diharapkan dengan dapat dibedakannya sinyal jantung pada tiap fase epilepsi, petugas medis dapat lebih mudah untuk mengenali perbedaan tiap fase pada pasien pasien epilepsi, sehingga nantinya akan lebih mudah untuk menentukan penanganan yang harus diberikan pada setiap pasien yang ada.

1.4 Batasan masalah

Batasan masalah yang timbul dari permasalahan Tugas Akhir ini adalah:

1. Pembacaan channel sinyal ECG pada penderita epilepsi.
2. Pengenalan sinyal pada fase *pre-ictal*, *ictal*, *post-ictal*, dan kondisi normal.
3. Menggunakan fitur *Time Domain* yaitu; Entropy dan fitur statistika turunan RR Interval.
4. Menggunakan dataset publik dari PhysioNet.
5. Metode pengenalan sinyal menggunakan K Nearest Neighbors (KNN).

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. Alur sistematika penulisan laporan penelitian ini yaitu:

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, fitur-fitur yang akan digunakan beserta rumus dasarnya, serta teori penunjang lainnya.
3. BAB III Desain Sistem dan Impementasi
   Bab ini berisi tentang informasi terkait penelitian dan percobaan yang dilakukan, metode yang digunakan, langkah-langkah pengambilan dan pengolahan data, hingga mencapai hasil yang diinginkan.

4. BAB IV Pengujian dan Analisa
   Bab ini menjelaskan tentang tahap pengujian dari penelitian yang dilakukan terhadap data yang sebelumnya telah diambil dan diproses, serta pengujian terhadap desain sistem yang sudah dibuat sebelumnya. Pada bab ini juga akan ditampilkan visualisasi hasil pengujian.
5. BAB V Penutup
   Bab ini merpuakan bab penutup yang berisi kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian serta pengujian yang sudah dilakukan, serta kritik dan saran yang membangun untuk penelitian selanjutnya.

BAB 2
TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dijelaskan beberapa teori yang mendukung penelitian ini sebagai penunjang, dan referensi. Dengan begitu, penelitian yang dilakukan menjadi lebih terarah.

2.1 Epilepsi

Epilepsi adalah penyakit otak kronik tidak menular yang ditandai dengan adanya kejang yang berulang, di mana kejang ini merupakan serangkaian gerakan tanpa sadar yang terjadi di beberapa bagian tubuh atau mungkin di seluruh tubuh yang biasanya diikuti dengan kehilangan kesadaran. Epilepsi dapat disebabkan oleh adanya cedera pada otak atau faktor genetik, namun seringkali penyebab pada epilepsi tidak diketahui. Meskipun kejang yang ditimbulkan epilepsi nantinya dapat bepengaruh ke berbagai macam organ tubuh, tetapi impuls listrik pemicunya timbul di otak manusia [15].

Umumnya, kejang pada epilepsi terjadi karena adanya perubahan sinyal listrik pada otak secara berlebihan, disebabkan oleh perubahan zat kimia kompleks yang terjadi pada sel syaraf manusia [10]. Berdasarkan sifatnya, sel syaraf yang ada di otak manusia bisa dibedakan menjadi dua jenis, yaitu sel syaraf yang bersifat menghambat atau menghentikan impuls dan sel syaraf yang meningkatkan kecepatan impuls. Pada keadaan normal, kedua sel syaraf ini mempunyai jumlah yang seimbang. Akan tetapi, ketika kejang terjadi aktifitas yang terjadi mungkin terlalu banyak atau terlalu sedikit, sehingga menimbulkan ketidakseimbangan jumlah kedua sel tersebut dan mengakibatkan impuls yang berjalan terlalu cepat, atau malah berhenti sama sekali [16]. Sedangkan dalam kondisi normal, sinyal tubuh pasien penderita epilepsi umumnya mempunyai ciri yang sama dengan sinyal tubuh pada orang yang tidak menderita epilepsi.

Dalam epilepsi, terdapat berbagai macam jenis kejang. Ciri mendasar yang dapat menjelaskan kejang tersebut yaitu *onset* atau lokasi bermulanya kejang, tingkat kesadaran pasien saat mengalami

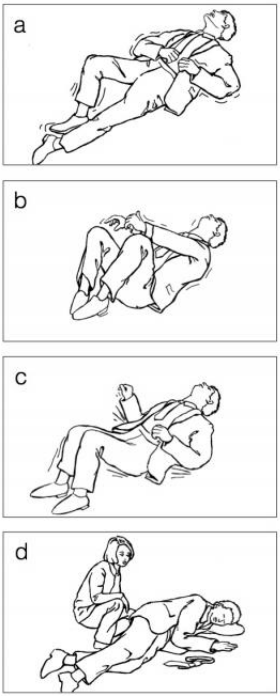
kejang, ada atau tidaknya gerakan tubuh saat kejang [17]. Dari ciri yang sudah disebutkan, jenis kejang dapat digolongkan menjadi 3 kategori umum, yaitu:

1. *Generalized Onset Seizures*
   Kejang pada kategori ini mempengaruhi kedua sisi otak atau kelompok sel yang ada di kedua sisi otak di waktu yang sama. Salah satu jenis kejang yang termasuk dalam kategori ini adalah kejang tonik-klonik. Kejang tonik-klonik merupakan jenis kejang yang mempunyai dua kondisi, yaitu kondisi tonik yang ditandai dengan tubuh pasien yang kaku, hilang kesadaran, jatuh, atau menggigit lidah, dan kondisi klonik yang ditandai dengan tubuh yang menyentak secara terus menerus dan ritmis disertai dengan gerakan lain di beberapa organ tubuh. Gerakan menyentak dan kesadaran pasien yang hilang, akan kembali secara perlahan [1]. Kejang tonik-klonik divisualisasikan dalam Gambar 2.1.
2. *Focal Onset Seizures*
   Kejang pada kategori ini lebih umum dikenal sebagai kejang parsial. Terdapat dua jenis kejang yang masuk dalam kategori ini, yaitu *Aware Seizures* dan *Impaired Seizures*. Pada *Aware Seizures* pasien sepenuhnya sadar ketika kejang sedang terjadi, namun pada *Impaired Seizures* pasien mengalami kebingungan dan tidak sepenuhnya sadar ketika kejang sedang terjadi.
3. *Unknown Onset Seizures*
   Pada kategori ini, lokasi awal mula terjadinya kejang tidak diketahui. Namun, setelah pasien diperiksa lebih lanjut nantinya dapat dikategorikan sebagai dua kategori yang sebelumnya disebutkan.

Terdapat tiga fase pada epilepsi, yaitu fase *pre-ictal* atau biasa disebut dengan aura, fase *ictal* dan *inter-ictal*, dan fase *post-ictal*. Berikut ini sedikit penjelasan lebih lanjut mengenai ketiga fase pada epilepsi.

2.1.1 *Pre-Ictal*

Pada fase *pre-ictal*, beberapa penderita epilepsi terkadang menerima peringatan dari tubuhnya sendiri, baik secara fisik maupun



Gambar 2.1: Kejang tonik-klonik [1]

psikis. Peringatan tersebut antara lain; penglihatan yang mengabur, mendengar suara, merasa panik, pusing, mual, atau mati rasa di beberapa bagian tubuh. Peringatan ini bisa muncul beberapa hari sampai dengan beberapa jam sebelum terjadi kejang. Akan tetapi, tidak semua penderita epilepsi mendapatkan peringatan ini, dan tidak semua penderita juga menyadari adanya peringatan ini. Sehingga kejang langsung muncul, yang biasanya diawali dengan kehilangan kesadaran [18].

2.1.2 *Ictal* dan *Inter-Ictal*

Kejang terjadi pada fase *ictal*, yang biasanya secara fisik terjadi lebih lama dibandingkan aktivitas sinyal otak yang dibaca melalui

EEG. Kejang yang muncul dapat berbeda pada setiap pasien, contoh beberapa kejang yaitu; gerakan tubuh yang tidak terkontrol, penglihatan kabur, tremor, dan kaku [18]. Sedangkan fase *inter-ictal* adalah fase dimana kejang hanya terjadi pada aktivitas sinyal otak dan kejang tidak muncul secara fisik. Fase *inter-ictal* biasanya hanya terjadi beberapa detik saja, dan bisa saja terjadi secara tiba-tiba ketika sinyal tubuh pasien penderita epilepsi sedang dalam keadaan normal. Kejang pada beberapa penderita juga bisa disebabkan karena adanya stimulasi dari keadaan sekeliling, seperti cahaya yang terlalu terang, suara yang terlalu keras, atau suhu udara.

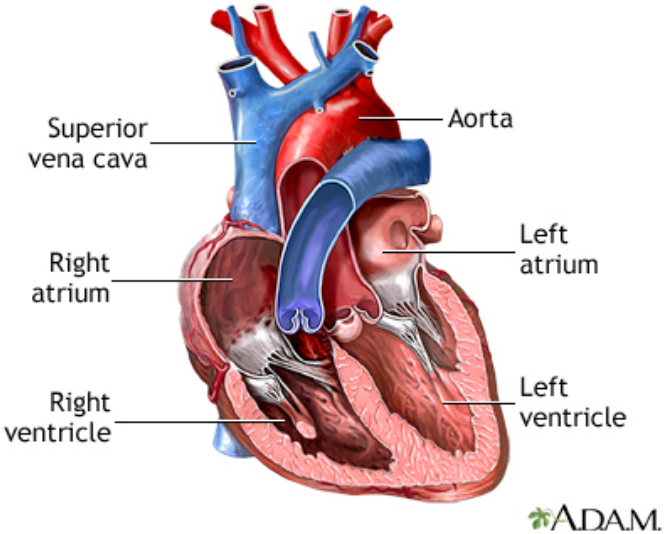
2.1.3 *Post-Ictal*

Fase *post-ictal* merupakan fase pemulihan *pasca* kejang. Untuk sampai kembali normal, fase *post-ictal* pada setiap penderita memiliki waktu yang berbeda. Beberapa pasien dapat kembali ke kondisi normal hanya dalam waktu beberapa detik, ada pula pasien yang perlu beberapa menit hingga beberapa jam untuk dapat kembali normal. Beberapa gejala yang muncul pada fase *post-ictal* yaitu; mengantuk, kebingungan, pusing, ketakutan, dan gelisah [18].

2.2 ECG

ECG atau Elektrokardiogram (EKG) merupakan sebuah alat yang digunakan untuk melakukan pengukuran atau monitoring keadaan sinyal listrik yang terjadi pada jantung manusia. Setiap kali jantung manusia berdetak, terdapat impuls listrik yang mengalir pada jantung, yang membuat otot jantung manusia dapat berkontraksi untuk memompa darah ke seluruh tubuh. Untuk melakukan monitoring, ECG diletakkan langsung di kulit manusia pada titik tertentu dengan menggunakan elektroda. Elektroda ini dapat mendeteksi perubahan sinyal listrik pada depolarisasi dan repolarisasi selama siklus kardio atau detak jantung [19].

Pada detak jantung yang normal, akan ada sinyal dari *Atrium* dan *Ventricle* (Gambar 2.2) jantung. Dari Gambar 2.3 dapat dilihat bahwa satu grafik ECG terdiri atas titik P, Q, R, S, dan titik T. Titik P merupakan titik permulaan sinyal, yang dimulai dari *Left* dan *Right Atrium* diikuti dengan garis datar yang menandakan impuls

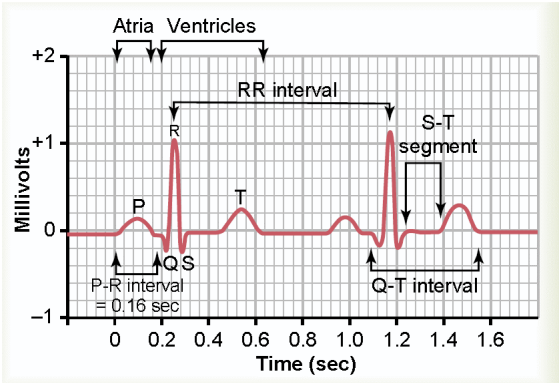


Gambar 2.2: Anatomi jantung manusia [2]

listrik mulai mengalir ke area *Ventricle*. *Left* dan *Right Ventricle* menghasilkan QRS *Complex* yang terdiri atas titik Q, R, dan S dan saat terjadinya depolarisasi. Sinyal berakhir di titik T yang menandakan bahwa area *Ventricle* telah memasuki *resting state* atau pemulihan impuls listrik [19].

Fitur yang digunakan untuk ekstraksi sinyal ECG pada penelitian ini adalah fitur-fitur yang diturunkan dari nilai RR Interval pada perekaman sinyal ECG pasien penderita epilepsi. Seperti pada Gambar 2.3, RR Interval sendiri dapat didefinisikan sebagai jeda atau jarak antara titik R pada grafik awal dengan titik R pada grafik selanjutnya [20].

Pada penelitian ini, terdapat dua fitur *Entropy* yang diekstraksi dari potongan sinyal pada tiap fase epilepsi [21] [22] dan sepuluh fitur Statistika yang diturunkan dari deteksi RR Interval yang digunakan untuk mengekstraksi sinyal ECG. Berikut ini diberikan penjelasan singkat mengenai fitur yang saya gunakan dalam penelitian ini.



Gambar 2.3: Sinyal ECG [3]

2.2.1 *Entropy*

2.2.1.1 *Approximate Entropy*

Approximate Entropy adalah probabilitas logaritma bahwa pola data yang berdekatan satu sama lain akan tetap berdekatan pada pola perbandingan berikutnya. *Approximate Entropy* merupakan keteraturan statistik yang dapat mengkuantitaskan fluktuasi yang tidak dapat diperkirakan dalam sebuah rangkaian waktu. Ketika adanya pola yang berulang dalam satu rangkaian waktu, maka akan membuat pola tersebut akan lebih mudah diprediksi [23][24]. Dengan begitu dapat disimpulkan bahwa fitur *Approximate Entropy* digunakan untuk mengukur keteraturan tren data.

$$ApEn(e,r,N) = \frac{1}{N-e+1}\sum_{i=1}^{N-e+1} logC_i^e(r) - \frac{1}{N-e}\sum_{i=1}^{N-e} logC_i^{e+1}(r) \tag{2.1}$$

dengan:

e	:	Panjang *window* yang digunakan
r	:	Skala toleransi untuk pola serupa di antara dua potong sinyal
N	:	Panjang sinyal *time series* yang akan diolah

Nilai yang dihasilkan dari fitur *Approximate Entropy* akan mencerminkan apakah data berdasarkan rangkaian waktu tersebut mudah diprediksi atau tidak. Semakin kecil angka ApEn yang didapat, maka artinya nilai dari sebuah rangkaian waktu tersebut mudah untuk diprediksi. Keteraturan data yang tinggi akan menghasilkan nilai *Approximate Entropy* yang kecil, sedangkan sebaliknya, keteraturan data yang rendah akan menghasilkan nilai *Approximate Entropy* yang besar [13]. Pada Persamaan 2.1 ditampilkan rumus yang digunakan untuk menghitung nilai *Approximate Entropy*.

2.2.1.2 *Sample Entropy*

Sample Entropy merupakan hasil modifikasi dari *Approximate Entropy*, yang mempunyai fungsi yang tidak berbeda jauh dengan fitur *Approximate Entropy*, yaitu untuk memperkirakan keteraturan pada data dalam sebuah rangkaian waktu dan untuk mengukur kompleksitas dari sinyal yang berdomain waktu. Sama seperti *Approximate Entropy*, nilai *Sample Entropy* yang lebih besar juga menandakan adanya ketidakteraturan data yang tinggi, begitu pun sebaliknya [13].

$$SampEn(k, r, N) = ln(\frac{A(k)}{B(k-1)}) \tag{2.2}$$

dengan:

k	:	Panjang *window* yang digunakan
A	:	Himpunan titik yang sesuai dengan skala toleransi r
B	:	Himpunan titik yang sesuai dengan skala toleransi r

Sample Entropy merupakan logaritma negatif dari perkiraan kondisional probabilitas bahwa panjang dari sebuah epoch sesuai dengan titik toleransi yang juga sesuai pada titik berikutnya [25] [21]. Pada Persamaan 2.2 ditampilkan rumus yang digunakan untuk menghitung nilai *Sample Entropy*.

2.2.2 Statistika

2.2.2.1 *Mean*

Mean atau rata-rata berfungsi untuk menghitung nilai rata-rata pada suatu set bilangan, dengan cara menjumlahkan nilai se-

mua bilangan pada set tersebut dan membaginya dengan banyak bilangan pada set tersebut. Rumus untuk menghitung nilai *Mean* dijabarkan pada persamaan 2.3.

$$\overline{X} = \frac{\sum x}{N} \tag{2.3}$$

Sesuai rumus pada persamaan 2.3 dimana x adalah data pada set bilangan tersebut dan N adalah banyak bilangan pada set tersebut, nilai rata-rata pada fitur ini dihitung dari jumlah semua nilai RR Interval pada sinyal detak jantung dalam satu kali *epoch* [20].

2.2.2.2 Standar Deviasi

Standar Deviasi merupakan sebuah nilai statistik yang digunakan untuk menentukan besaran sebaran data yang diambil dalam suatu sampel. Fitur ini berfungsi untuk menghitung jarak antara data pada setiap nilai RR Interval dengan nilai rata-rata nya dalam satu kali *epoch* yang sama.

$$s = \sqrt{\frac{\sum(x - \overline{X})^2}{N}} \tag{2.4}$$

Berdasarkan persamaan 2.4 dengan $\overline{X}$ adalah nilai rata-rata pada suatu set bilangan, standar deviasi didapatkan dengan menghitung hasil akar kuadrat dari nilai varian yang didapat dari semua nilai RR Interval dalam satu kali *epoch* [20].

2.2.2.3 NN50 Varian 1

NNx merupakan jumlah pasangan RR Interval yang bertetangga dengan nilai selisih minimal lebih dari *xmilisekon*. Dalam penelitian ini, fitur yang digunakan adalah NN50, yang berarti selisih antar titik RR Interval harus bernilai minimal 50 milisekon [26].

NN50 Varian 1 berfungsi untuk menghitung jumlah pasangan RR Interval yang bertetangga, dengan nilai RR Interval pertama lebih besar 50 milisekon daripada nilai RR Interval yang kedua [20].

2.2.2.4 NN50 Varian 2

NN50 Varian 2 berfungsi untuk menghitung jumlah pasangan RR Interval yang bertetangga, dengan nilai RR Interval kedua lebih

besar 50 milisekon daripada nilai RR Interval yang pertama [20].

2.2.2.5 pNN50

pNN50 berfungsi untuk menghitung nilai tiap NN50 yang dibagi dengan total semua nilai RR Interval yang ada dalam satu kali *epoch* yang sama [20].

2.2.2.6 SDSD

SDSD atau *Standard Deviation of Successive Differences* memiliki fungsi untuk menghitung nilai standar deviasi dari nilai selisih RR Interval yang bertetangga yang ada dalam satu kali *epoch* [20] [27].

2.2.2.7 RMSSD

Root Mean Square of Successive Differences atau RMSSD dihitung dari akar kuadrat dari nilai rata-rata dari niali kuadrat selisih nilai RR Interval yang bertetangga [20].

Fitur ini berfungsi untuk mencerminkan variansi *beat-to-beat* dari detak jantung dan merupakan pengukuran berdomain waktu paling utama yang digunakan untuk mengestimasikan hubungan perubahan mediasi yang ada pada *heart rate variability* [26].

2.2.2.8 *Median*

Median berfungsi untuk menghitung nilai tengah dari suatu set bilangan yang sudah diurutkan dari bilangan yang paling kecil hingga bilangan yang paling besar. Terdapat dua persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai Median, dibedakan berdasarkan banyak bilangan yang ada pada satu set bilangan tersebut. Persamaan 2.5 digunakan untuk menghitung nilai Median ketika banyaknya bilangan n ganjil, sedangkan persamaan 2.6 digunakan untuk menghitung nilai Median dengan n genap.

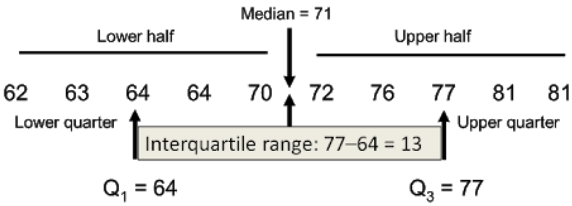
$$Me = x_{\frac{1}{2}(N+1)} \tag{2.5}$$

$$Me = \frac{x_{\frac{N}{2}} + x_{\frac{N}{2}+1}}{2} \tag{2.6}$$

Nilai median pada penelitian ini dihitung dari mengurutkan semua nilai RR Interval pada sinyal detak jantung dalam satu kali epoch, kemudian dari bilangan yang sudah diurutkan itu dihitung nilai tengahnya menggunakan rumus, bergantung pada banyaknya N pada RR Interval tersebut [20].

2.2.2.9 *Interquartile*

Rentangan *interquartile* berfungsi untuk menghitung nilai selisih dari persentil ke-75 dan persentil ke-25 atau selisih antara kuartil atas dan kuartil bawah dari suatu set bilangan.



Gambar 2.4: *Interquartile* [4]

Dari Gambar 3.15, fitur *Interquartile* dihitung dari selisih nilai persentil ke-75 dan nilai persentil ke-25 dari satu set RR Interval yang ada dalam satu kali *epoch* [20].

2.2.2.10 *Mean Absolute Deviation*

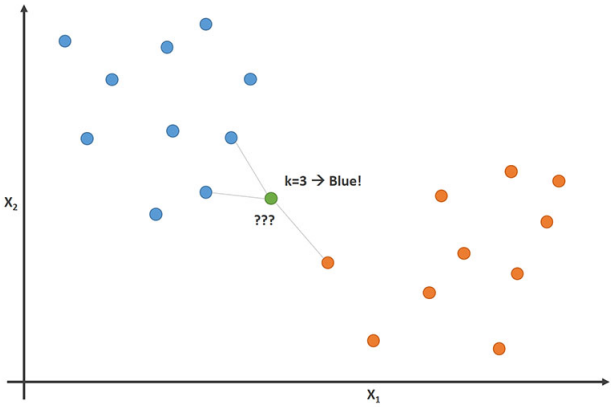
Fitur ini berfungsi untuk menghitung nilai rata-rata dari nilai mutlak hasil selisih tiap nilai pada suatu set bilangan dengan nilai rata-rata pada set bilangan tersebut.

$$MAD = \frac{\sum |x - \overline{X}|}{N} \tag{2.7}$$

Dari persamaan 2.7, fitur *Mean Absolute Deviation* dihitung dari tiap nilai RR Interval yang dikurangi dengan nilai rata-rata RR Interval dalam satu kali *epoch* yang sama, kemudian nilai tersebut dibagi dengan banyaknya nilai bilangan pada RR Interval tersebut [20].

2.3 *K Nearest Neighbors* (KNN)

Algoritma K *Nearest Neighbors* adalah sebuah metode non-parameter yang biasa digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Pada penggunaan KNN untuk klasifikasi, output atau hasil keluaran berupa keanggotaan sebuah kelas. Objek diklasifikasikan berdasarkan pluralitas data terdekat (tetangga), yang nantinya objek akan dimasukkan ke dalam kelas yang mendapatkan *vote* terbanyak di antara jumlah K yang ditentukan. Nilai K umumnya merupakan sebuah bilangan bulat. KNN merupakan tipe *instance-based learning* atau *lazy learning*, di mana fungsi hanya diperkirakan secara lokal dan perhitungan tidak dilakukan sampai fungsi selesai dievaluasi [28]. Pada algoritma KNN data yang akan diproses diambil dari objek yang mempunyai nilai properti yang akan menjadi tolak ukur dalam penentuan klasifikasi kelas.



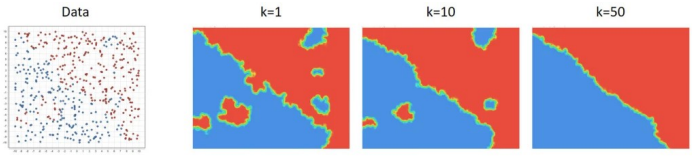
Gambar 2.5: Visualisasi *K Nearest Neighbors* [5]

Umumnya, data yang digunakan untuk KNN memiliki 2 komponen penting, yaitu *Independent Variables* dan *Dependent Variables*. *Independent Variables* adalah sebuah variabel yang nilainya tidak dipengaruhi oleh nilai variabel lainnya. Dalam penelitian ini, yang menjadi *Independent Variables* adalah fitur-fitur yang sudah diekstraksi dari sinyal ECG yang ada. Sedangkan *Dependent Variables* adalah variabel yang nilainya ditentukan oleh nilai variabel lain,

pada penelitian ini *Dependent Variables* adalah label fase epilepsi [29]. KNN bekerja dengan cara yang pertama menentukan nilai K untuk mengambil data terdekat sebanyak K. Dari K data terdekat ini kemudian dilakukan *voting* dengan melihat *Dependent Variables* apa yang paling banyak di antara K data terdekat tersebut, untuk menentukan bahwa data yang diujikan tersebut memiliki nilai *Dependent Variables* yang sama dengan data terbanyak yang ada, seperti yang terdapat pada Gambar 2.5.

2.3.1 *Tuning Parameter*

Tuning Parameter adalah proses untuk menentukan nilai K yang dapat membuat model sistem mengklasfikasikan data dengan paling baik. Untuk melakukan *Tuning Parameter* dapat dilakukan secara manual menggunakan perulangan, maupun secara otomatis menggunakan *library* dari Scikit-learn. Umumnya diambil beberapa nilai K mulai dari 1, untuk kemudian ditentukan secara manual atau secara otomatis berapa nilai K yang paling optimal untuk model yang digunakan [5]. Pada Gambar 2.6 ditampilkan visualisasi dari *Tuning Parameter*.



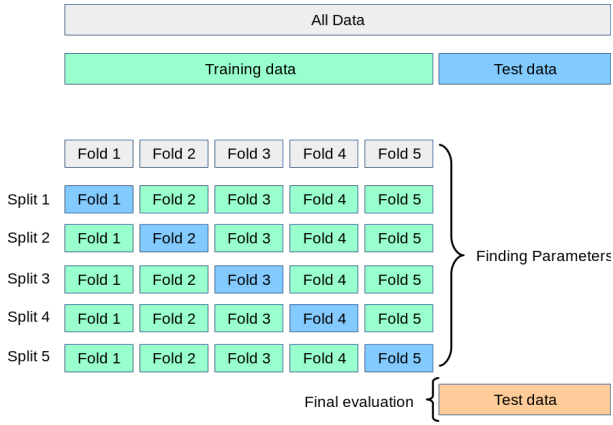
Gambar 2.6: Visualisasi *Tuning Parameter* [5]

2.4 *Cross Validation*

Dalam proses klasifikasi, umumnya data akan dipisahkan ke dalam dua kategori, yaitu data yang akan dijadikan sebagai data pelatihan (*training*) dan data yang akan dijadikan sebagai data pengujian (*testing*). Untuk memisahkan data terdapat dua cara yang paling sering digunakan, yaitu *Train-Test Split* atau yang biasa disebut sebagai teknik *Hold Out* dan teknik *Cross Validation*. Teknik *Train-Test Split* atau *Hold Out* merupakan cara pemisahan data yang paling sederhana, dengan memisahkan data sebesar *test size* yang diinginkan secara acak. Sedangkan teknik *Cross Validation*

adalah sebuah model teknik validasi untuk menilai bagaimana hasil statistika analisis akan menggeneralisasi dataset yang independen yang dapat membagi data untuk pelatihan dan data untuk pengujian secara otomatis. Kedua teknik ini digunakan untuk menghindari terjadinya *underfitting* dan *overfitting*, sehingga model sistem dapat mengklasifikasikan data dengan baik.

Cross Validation dinilai dapat menghasilkan hasil klasifikasi yang jauh lebih baik dibandingkan dengan teknik *Hold Out*. Hal ini disebabkan karena dalam teknik *Cross Validation*, semua data mempunyai kesempatan untuk menjadi data yang digunakan sebagai data pelatihan dan sebagai data pengujian. Sehingga hasil yang didapatkan dapat merepresentasikan model sistem dengan lebih baik [30]. Teknik *Cross Validation* divisualisasikan dalam Gambar 2.7.



Gambar 2.7: Visualisasi proses *K-Fold Cross Validation* [6]

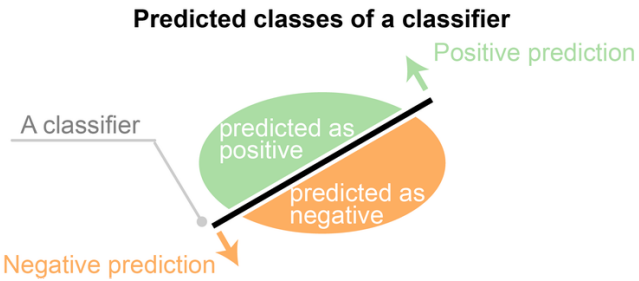
2.4.1 *Stratified K-Fold*

Terdapat dua metode yang paling umum digunakan dari teknik *Cross Validation*, yaitu metode *K-Fold* dan *Stratified K-Fold*. Metode *Stratified K-Fold* bekerja dengan membagi data yang akan dijadikan sebagai data *testing* dan data yang akan dijadikan sebagai data *training* dengan persentase yang sama rata dari setiap kelas

yang tersedia sejumlah K subset (*fold*). Sedangkan metode *K-Fold*, bekerja dengan cara membagi data yang akan dijadikan sebagai data *testing* dan data yang akan dijadikan sebagai data *training* dari setiap kelas yang ada dengan jumlah sama rata. Berdasarkan cara kerja dari kedua metode tersebut, metode *Stratified K-Fold* akan bekerja dengan lebih baik untuk proses klasifikasi dimana data yang ada pada setiap kelasnya tidak mempunyai jumlah yang sama. Sedangkan metode *K-Fold* akan lebih baik digunakan untuk melakukan proses klasifikasi dengan data yang ada pada setiap kelas berjumlah sama rata. Pada kedua metode tersebut, data akan diuji secara bergantian pada tiap iterasi, hingga seluruh bagian data terpenuhi untuk menjadi data yang diuji.

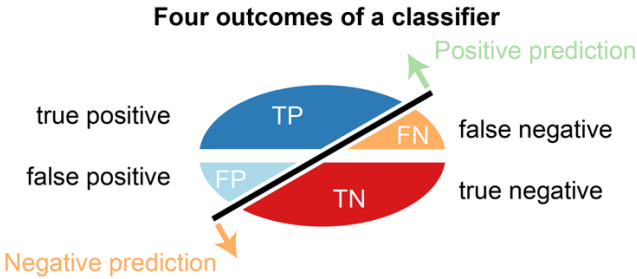
2.5 *Classification Performance*

Ketika menjalankan proses klasifikasi, perlu diketahui apakah hasil klasifikasi pada data yang diujikan berjalan dengan baik atau tidak. Salah satu cara untuk mengukur kinerja sistem klasifikasi adalah dengan menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* berfungsi untuk menampilkan informasi perbandingan hasil dari sistem klasifikasi yang sudah dibuat, dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya yang sudah diketahui lebih dulu, seperti yang ditampilkan pada Gambar 2.8. *Confusion Matrix* sederhana disajikan dalam bentuk *matrix* 2×2 dengan kombinasi nilai prediksi dan nilai sebenarnya, yang divisualisaikan pada Gambar 2.10 dan Gambar 2.11 pada klasifikasi *multi-class*.

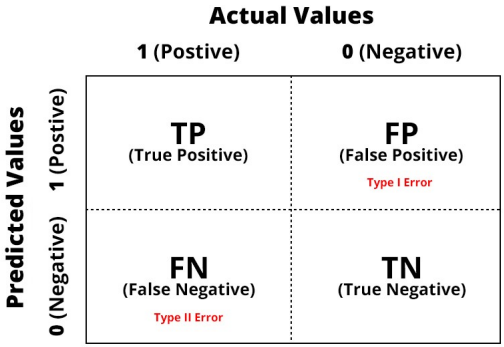


Gambar 2.8: Visualisasi *Classification Performance*[7]

Di dalam *Confusion Matrix*, terdapat empat istilah yang me-



Gambar 2.9: Visualisasi *Confusion Matrix*[7]



Gambar 2.10: *Confusion Matrix binary* [8]

rupakan representasi perbandingan dari hasil klasifikasi dengan klasifikasi yang sebenarnya, yaitu:

1. *True Positive*

   True Positive (TP) didefinisikan sebagai data bernilai 1 (positif) yang diklasifikasikan sebagai data yang bernilai 1 (positif) oleh sistem. Dalam penelitian ini dicontohkan sebagai data fase *ictal* yang benar dikenali sebagai data fase *ictal*.

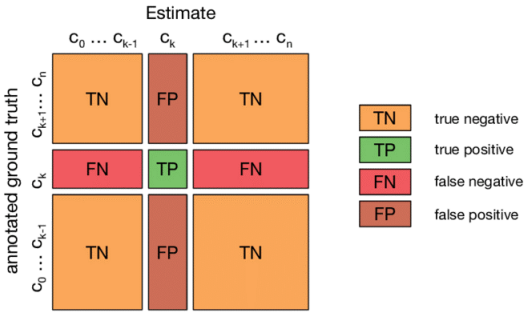
2. *True Negative*
   True Negative (TN) didefinisikan sebagai data bernilai 0 (negatif) yang diklasifikasikan benar sebagai data yang bernilai bernilai 0 (negatif) oleh sistem. Dalam penelitian ini, dicon-

tohkan sebagai data fase *ictal* yang tidak dikenali sebagai data fase *post-ictal*.

3. *False Positive*
   False Positive (FP) didefinisikan sebagai data bernilai 0 (negatif) yang diklasifikasikan sebagai data bernilai 1 (positif) oleh sistem. Dalam penelitian ini dicontohkan sebagai data fase *pre-ictal* yang dikenali sebagai data fase *ictal*.

4. *False Negative*
   False Negative (FN) didefinisikan sebagai data bernilai 1 (positif) yang diklasifikasikan sebagai data dengan nilai 0 (negatif) oleh sistem. Dalam penelitian ini dicontohkan sebagai data fase *ictal* yang salah dikenali sebagai data fase *post-ictal*.

Keempat istilah tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.9, Gambar 2.10, dan Gambar 2.11. Dari penjelasan yang sudah disebutkan, data yang salah dikenali masuk ke dalam kategori *False*, sedangkan data yang dikenali dengan benar oleh sistem masuk ke dalam kategori *True*.



Gambar 2.11: *Confusion Matrix multi-class*[9]

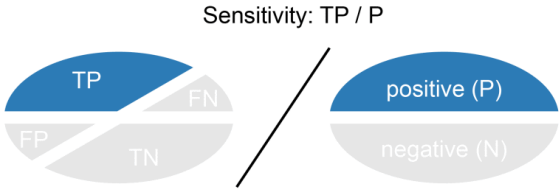
Dari hasil *Confusion Matrix*, terdapat beberapa pengukuran yang lebih detail untuk menilai kinerja sistem klasifikasi yang sudah dibuat. Berikut dijelaskan beberapa pengukuran turunan atau

Classification Report dari *Confusion Matrix* yang digunakan dalam penelitian ini.

2.5.1 *Recall* atau *Sensitivity*

Recall atau *Sensitivity* merupakan pengukuran turunan dari *Confusion Matrix* yang berfungsi untuk menghitung besar data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai data positif, dari banyaknya data yang diklasifikasikan sebagai data positif, seperti yang disvisualisasikan pada Gambar 2.12. Persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai *Sensitivity* atau *Recall* dapat dilihat pada persamaan 2.8.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2.8}$$

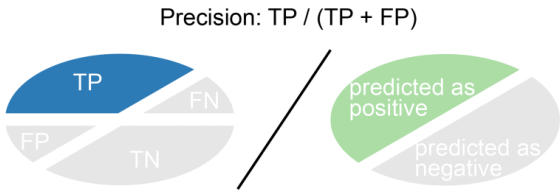


Gambar 2.12: Visualisasi *Recall*[7]

2.5.2 *Precision*

Precision didefinisikan sebagai perbandingan data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai data positif, dari data yang diprediksi sebagai data positif, seperti yang divisualisasikan pada Gambar 2.13. Untuk dapat menghitung nilai *Precision*, dapat menggunakan persamaan 2.9.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.9}$$



Gambar 2.13: Visualisasi *Precision*[7]

2.5.3 F1 *Score*

Nilai F1 *Score* berfungsi untuk membandingkan nilai *Recall* dan *Precision* yang ada dengan menggunakan *Harmonic Mean*. Untuk menghitung nilai F1 *Score* dapat menggunakan persamaan 2.10.

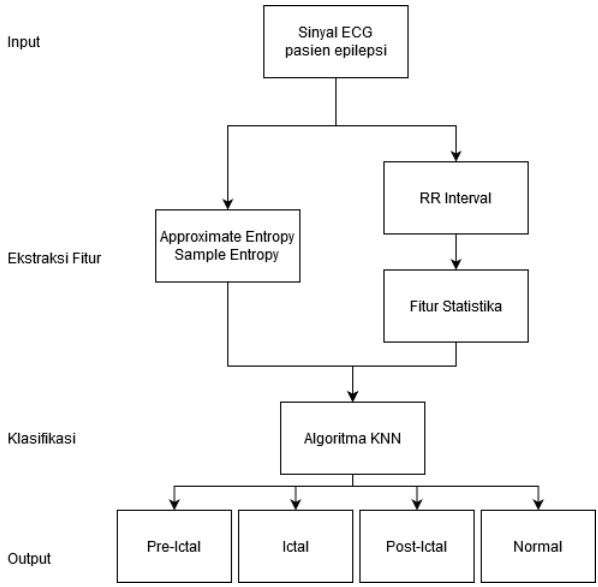
$$F1Score = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision} \tag{2.10}$$

BAB 3
DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

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

3.1 Desain Sistem

Penelitian ini bertujuan untuk mengenali fase pada penderita epilepsi dengan data berupa sinyal hasil rekaman ECG yang diambil dari PhysioNet sebagai input.



Gambar 3.1: Blok diagram penelitian

Dari Gambar 3.1, dapat dilihat bahwa desain sistem pada pengerjaan tugas akhir ini dimulai dari input data berupa sinyal hasil rekaman ECG pada pasien penderita epilepsi yang diambil dari PhysioNet. Sinyal ECG selanjutnya akan mengalami dua proses ekstraksi fitur, yaitu fitur *Entropy* (*Approximate Entropy* dan *Sample Entropy*) yang dapat langsung diekstraksi tanpa melalui proses apapun, dan fitur Statistika (*Mean*, Standar Deviasi, NN50 Varian 1, NN50 Varian 2, pNN50 Varian 1, pNN50 Varian 2, SDSD, RMSSD, *Median*, *Interquartile*, *Mean Absolute Deviation*) berdasarkan hasil deteksi titik puncak R pada sinyal ECG tersebut. Fitur Statistika diekstraksi dari satu set pasangan RR Interval dari data sinyal ECG yang sebelumnya sudah dipotong.

Setelah semua data sudah diekstraksi dengan semua fitur, data akan diklasifikasikan menggunakan algoritma KNN, untuk nantinya dapat menghasilkan data keluaran berupa pengenalan sinyal ECG pada fase *pre-ictal*, *ictal*, *post-ictal*, dan kondisi normal.

3.2 Alur Kerja

Secara garis besar terdapat beberapa tahapan proses pengerjaan pada penelitian tugas akhir ini, berikut penjelasan mengenai proses tahapan pengerjaan tersebut.

1. Pengumpulan data
   Dataset yang dingunakan merupakan dataset publik yang diambil dari PhysioNet yang disertai dengan anotasi waktu fase *ictal* yang terjadi serta *paper* mengenai dataset terkait. Data diambil dari PhysioNet dalam *file* edf yang kemudian dikonversi menjadi *file* txt.
2. Pemotongan Sinyal
   Data sinyal yanh sudah dikumpulkan kemudian dipotong-potong masing-masing selama 20 detik sesuai dengan kelas atau fase yang akan diteliti.
3. Ekstraksi Fitur
   Setelah sinyal dipotong sesuai kondisi dan waktu yang tepat, kemudian data diproses untuk diekstraksi fiturnya menggunakan 13 fitur berbasis *time domain*.
4. Klasifikasi

Dari data hasil ekstraksi fitur yang sudah dilakukan, data dibedakan menjadi empat kelas, yaitu sinyal pada fase *pre-ictal*, *ictal*, *post-ictal*, dan dalam kondisi normal. Hasil dari ekstraksi fitur kemudian akan di-*training* menggunakan algoritma KNN untuk dapat mengenali keempat fase epilepsi.

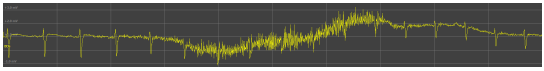
3.3 Pengumpulan Data

Data diambil dari PhysioNet yang merupakan hasil perekaman EEG dan *single-lead* ECG jangka panjang dari 7 pasien yang berkisar pada umur 31 sampai dengan 48 tahun tanpa riwayat *cardiac disease*. Data diunduh dalam bentuk *file* edf yang kemudian dikonversi menjadi *file* dalam bentuk txt untuk memudahkan pengolahan data. Fase *ictal* yang ada berlangsung mulai dari 25 detik sampai dengan 110 detik. Fase *ictal* pada tiap pasien dapat dilihat pada Tabel 3.1. Gambar 3.2 menampilkan visualisasi sinyal ECG 10 detik pertama pada fase *ictal* yang dialami oleh 3 dari 7 rekaman pasien yang ada. Gambar visualisai pada fase *ictal* dari tiap pasien ditampilkan pada halaman lampiran Gambar 2.

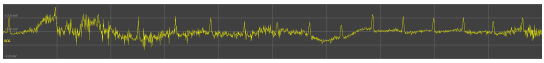
Tabel 3.1: Fase *ictal* yang diujikan

Pasien	Waktu		Durasi (s)
	Mulai	Selesai	
1	00:14:36	00:16:12	96
2	01:02:43	01:03:43	60
2	02:55:51	02:56:16	25
3	01:24:34	01:26:22	108
3	02:34:27	02:36:17	110
4	00:20:10	00:21:55	105
5	00:24:07	00:25:30	83
6	00:51:25	00:52:19	54
6	02:04:45	02:06:10	85
7	01:08:02	01:09:31	89

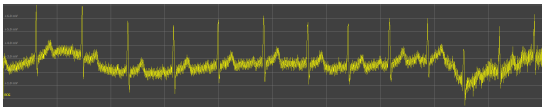
Dari *paper* terkait disebutkan, bahwa fase *post-ictal* pada dataset ini ditentukan berlangsung selama empat sampai enam menit [31]. Fase *post-ictal* diambil selama enam menit, seperti yang tertera pada Tabel 3.2. Gambar 3.3 menampilkan visualisasi 10 detik



(a) Pasien 1



(b) Pasien 3



(c) Pasien 6

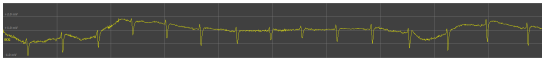
Gambar 3.2: Visualisasi fase *ictal*

pertama fase *post-ictal* yang dialami oleh 3 pasien. Gambar visualisai pada fase *post-ictal* dari tiap pasien ditampilkan pada halaman lampiran Gambar 3.

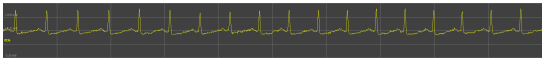
Tabel 3.2: Fase post-ictal yang diujikan

Pasien	Waktu	
	Mulai	Selesai
1	00:16:13	00:22:13
2	01:03:44	01:09:44
2	02:56:17	03:02:17
3	01:26:23	01:32:23
3	02:36:18	02:42:18
4	00:21:56	00:27:56
5	00:25:31	00:31:31
6	00:52:20	00:58:20
6	02:06:11	02:12:11
7	01:09:32	01:15:32

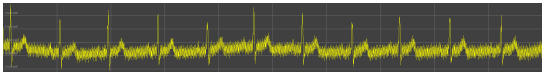
Sama seperti fase *post-ictal*, fase *pre-ictal* yang diujikan pada penelitian ini juga diambil selama enam menit. Terdapat 10 fase *pre-ictal* dari 7 pasien yang diambil selama sebelum terjadinya



(a) Pasien 1



(b) Pasien 3



(c) Pasien 6

Gambar 3.3: Visualisasi fase *post-ictal*

kejang, dapat dilihat pada Tabel 3.3. Gambar 3.4 menampilkan visualisasi 10 detik pertama pada fase *pre-ictal* yang dialami oleh 3 pasien. Gambar visualisai pada fase *pre-ictal* dari tiap pasien ditampilkan pada halaman lampiran Gambar 1.

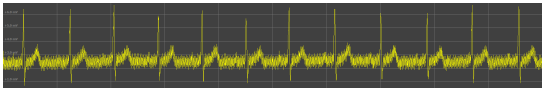
Tabel 3.3: Fase pre-ictal yang diujikan

Pasien	Waktu	
	Mulai	Selesai
1	00:08:35	00:14:35
2	00:56:42	01:02:42
2	02:49:50	02:55:50
3	01:18:33	01:24:33
3	02:28:26	02:34:26
4	00:14:09	00:20:09
5	00:18:06	00:24:06
6	00:45:24	00:51:24
6	01:58:44	02:04:44
7	01:02:01	01:08:01

Data yang diambil selanjutnya adalah data pada pasien epilepsi dalam kondisi normal. Kondisi normal yang dimaksudkan adalah ketika pasien epilepsi sedang tidak berada dalam fase *pre-ictal*,

(a) Pasien 1

(b) Pasien 3



(c) Pasien 6

Gambar 3.4: Visualisasi fase *pre-ictal*

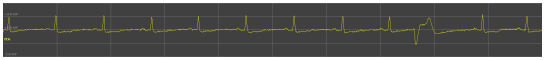
ictal, maupun *post-ictal*. Kondisi normal yang diujikan dalam penelitian ini diambil selama enam menit, yang dapat dilihat pada Tabel 3.4. Pada Gambar 3.5 ditampilkan visualisasi 10 detik pada kondisi normal yang dialami oleh 3 pasien. Gambar visualisai pada kondisi normal dari tiap pasien ditampilkan pada halaman lampiran Gambar 4.

Tabel 3.4: Fase normal yang diujikan

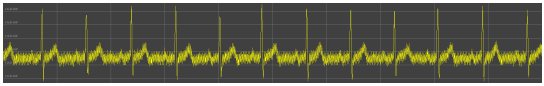
Pasien	Waktu	
	Mulai	Selesai
1	00:33:20	00:39:20
2	00:10:00	00:16:00
3	01:40:00	01:46:00
4	00:48:20	00:54:20
5	01:00:50	01:06:50
6	00:26:40	00:32:40
7	00:29:10	00:35:10

Dari Gambar 3.2 dapat dilihat bahwa sinyal ECG tampak tidak memiliki ritme yang beraturan dibandingkan dengan fase *pre-ictal* pada Gambar 3.4, fase *post-ictal* pada Gambar 3.3, dan kondisi normal pada Gambar 3.5. Pada Gambar 3.3 (a), bisa dilihat bahwa

(a) Pasien 1



(b) Pasien 3



(c) Pasien 6

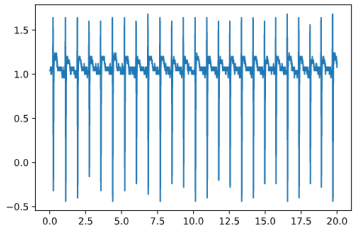
Gambar 3.5: Visualisasi fase normal

pada 10 detik pertama fase *post-ictal* yang dialami Pasien 1, rekaman ECG yang dihasilkan juga memiliki sedikit ketidakteraturan ritme dibandingkan dengan kedua pasien lainnya, namun ketidakteraturan ritme yang ada tidak terlalu signifikan seperti yang terjadi pada fase *ictal*.

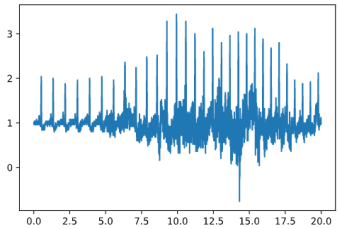
3.4 Pemotongan Sinyal

Pada tahap ini, sinyal dipotong selama 20 detik [13] [20]. Dataset yang diujikan memiliki sampling interval sebesar 5 ms, sehingga terdapat 4000 data untuk setiap 20 detik sinyal yang diambil. Sebelum data sinyal dipotong, terlebih dahulu didefinisikan baris-baris yang akan diambil. Data sinyal fase *pre-ictal* yang diujikan akan dipotong dengan panjang sinyal sebesar 4000 baris dan dengan *overlap* sebesar 1000. Sinyal yang sudah dipotong kemudian disimpan ke dalam ***array* pre** untuk pemrosesan sinyal lebih lanjut nantinya. Pada Gambar 3.6 (a) ditampilkan hasil sinyal fase *pre-ictal* yang sudah dipotong.

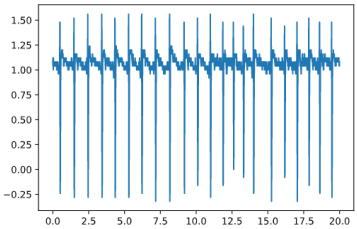
Data sinyal fase *ictal* yang diambil akan dipotong dengan panjang sinyal sebesar 4000 baris dan dengan *overlap* sebesar 160. Sinyal yang sudah dipotong kemudian disimpan ke dalam ***array* ictal** untuk pemrosesan sinyal lebih lanjut nantinya. Pada Gambar 3.6 (b) ditampilkan hasil sinyal fase *ictal* yang sudah dipotong. Data sinyal fase *post-ictal* yang diambil akan dipotong dengan panjang



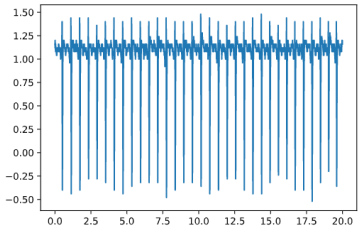
(a) Fase *pre-ictal*



(b) Fase *ictal*



(c) Fase *post-ictal*



(d) Fase normal

Gambar 3.6: Sinyal yang sudah dipotong

sinyal sebesar 4000 baris dan dengan *overlap* sebesar 1000. Sinyal yang sudah dipotong kemudian disimpan ke dalam ***array* post** untuk pemrosesan sinyal lebih lanjut nantinya. Pada Gambar 3.6 (c) ditampilkan hasil sinyal fase *post-ictal* yang sudah dipotong.

Data sinyal keadaan normal yang diambil akan dipotong dengan panjang sinyal sebesar 4000 baris dan dengan *overlap* sebesar 500. Sinyal yang sudah dipotong kemudian disimpan ke dalam ***array* normal** untuk pemrosesan sinyal lebih lanjut nantinya. Pada Gambar 3.6 (d) ditampilkan hasil sinyal kondisi normal yang sudah dipotong.

3.5 Ekstraksi Fitur

Setelah data numerik berhasil dipotong sesuai dengan waktu yang diinginkan, langkah yang dilakukan selanjutnya adalah melakukan ekstraksi fitur, yaitu fitur *Entropy* dan fitur Statistika yang diturunkan dari RR Interval. Sebelum melakukan ekstraksi fitur

Statistika, terlebih dahulu dilakukan deteksi titik R pada sinyal yang ditentukan. Setelah titik R berhasil dideteksi, kemudian jarak antar titik R dihitung untuk mendapatkan RR Interval. Kemudian dari RR Interval yang sudah ada, fitur Statistika dapat diekstraksi.

Sedangkan untuk melakukan fitur *Entropy*, data yang sudah dipotong langsung dilakukan ekstraksi tanpa didahului proses apapun. Hasil ekstraksi fitur yang sudah dilakukan kemudian akan disimpan ke dalam bentuk *file* csv seperti pada Gambar 3.19.

3.5.1 Entropy

Fitur yang pertama diekstraksi adalah fitur *Entropy*. Untuk menghitung nilai fitur *Entropy*, fitur langsung diekstraksi pada sinyal tersebut. Berbeda dengan fitur Statistika, fitur *Entropy* tidak dihitung berdasarkan RR Interval maupun titik puncak R, sehingga setelah sinyal dipotong, sinyal bisa langsung diproses untuk mengekstraksi fitur *Entropy* [13]. Fitur *Approximate Entropy* dan *Sample Entropy* mempunyai parameter yang sama pada *library* **PyEEG** [32], yaitu X, M, dan R seperti pada Gambar 3.7. Dari dokumentasi **PyEEG**, X didefinisikan sebagai sinyal *time series* yang akan diproses, kemudian M didefinisikan sebagai panjang *window* dari sinyal yang akan diproses, sedangkan R didefinisikan sebagai 20-30% dari nilai Standar Deviasi X. Pada penelitian ini, nilai M yang digunakan adalah 3 dan nilai R yang digunakan sebesar 0,2 atau 20%.

```
ap_entropy(X, M, R)
```

(a) Approximate Entropy

```
samp_entropy(X, M, R)
```

(b) Sample Entropy

Gambar 3.7: Fungsi fitur Entropy **PyEEG**

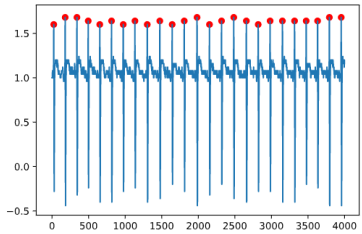
3.5.2 Statistika

Fitur Statistika diekstraksi dari hasil perhitungan nilai RR Interval yang ada pada satu kali *epoch*. Untuk dapat mengekstraksi fitur Statistika pada maing-masing fase epilepsi, titik puncak R pada sinyal ECG yang sebelumnya sudah dipotong harus dideteksi terlebih dahulu. Gambar 3.9 (a) menampilkan hasil data sinyal fase *pre-ictal*, Gambar 3.9 (b) menampilkan hasil data sinyal fase *ictal*, Gambar 3.9 (c) menampilkan hasil data sinyal fase *post-ictal*, dan Gambar 3.9 (d) menampilkan hasil data sinyal kondisi normal yang sudah dideteksi titik R nya. Pada penelitian ini, titik R dideteksi dengan menggunakan *library* **Scipy** dengan fungsi *find_peaks*. Dari fungsi *find_peaks*, nilai yang dihasilkan adalah baris data dimana titik puncak R berada dan bukan berupa satuan waktu, seperti yang ditampilkan pada Gambar 3.8. Untuk itu, setelah titik puncak R berhasil dideteksi, nilai yang dihasilkan dikalikan dengan nilai *sampling interval* per detik sebesar 0,005 *sekon*.

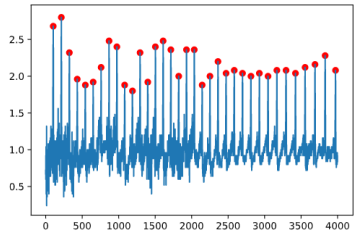
```
Hasil awal fungsi find_peaks:
 [  16  151  296  448  558  689  898 1098 1295 1488 1683 1866 2057 2239
 2430 2629 2831 3018 3198 3372 3518 3657 3799 3939]

Hasil fungsi find_peaks setelah dikalikan sampling interval:
 [ 0.08   0.755  1.48   2.24   2.79   3.445  4.49   5.49   6.475  7.44
  8.415  9.33  10.285 11.195 12.15  13.145 14.155 15.09  15.99  16.86
 17.59  18.285 18.995 19.695]

Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]
```

Gambar 3.8: Hasil perhitungan deteksi titik puncak R

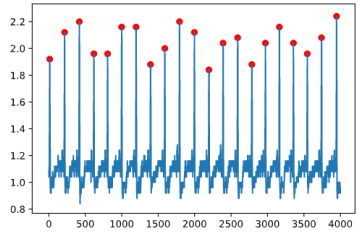
Setelah titik puncak R pada sinyal ECG tiap fase epilepsi berhasil dideteksi dalam satuan waktu, kemudian langkah selanjutnya yang dilakukan adalah menghitung selisih antar titik puncak R pada setiap *epoch*, atau RR Interval. Nilai RR Interval pada setiap fase epilepsi dihitung dengan menggunakan *library* **numpy** dengan perulangan sepanjang nilai ***array*** **pre** untuk fase *pre-ictal*, **ictal** untuk fase *ictal*, **post** untuk fase *post-ictal*, dan **normal** untuk kondisi normal, yang sebelumnya sudah dibuat untuk menyimpan hasil pemotongan sinyal.



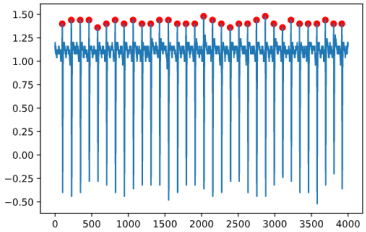
(a) Fase *pre-ictal*



(b) Fase *ictal*



(c) Fase *post-ictal*



(d) Fase normal

Gambar 3.9: Hasil deteksi titik R

3.5.2.1 Mean

Fitur Statistika Mean atau rata-rata dihitung dari satu set nilai RR Interval. Dari nilai RR Interval yang didapat, kemudian semua nilai dijumlah untuk kemudian dibagi dengan total data pada satu set RR Interval tersebut untuk diketahui nilai fitur Mean nya. Hasil fitur Mean pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.10.

```
Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]

Hasil Mean:
 0.8528260869565218
```

Gambar 3.10: Hasil perhitungan fitur Mean

3.5.2.2 Standar Deviasi

Standar Deviasi dihitung dari hasil kuadrat dari nilai varian yang didapat dari satu set nilai RR Interval. Nilai varian didapatkan dari hasil pengurangan setiap nilai pada suatu set RR Interval dengan rata-rata satu set RR Interval tersebut, kemudian hasil pengurangan tersebut dikuadratkan dan dibagi dengan total data pada satu set RR Interval. Pada penelitian ini, hasil Standar Deviasi ditampilkan pada Gambar 3.11.

```
Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]

Hasil Standar Deviasi:
 0.14095039280723617
```

Gambar 3.11: Hasil perhitungan fitur Standar Deviasi

3.5.2.3 SDSD

Untuk menghitung SDSD, terlebih dahulu dihitung selisih antar nilai RR Interval pada satu set yang sama. Dari hasil selisih tersebut, kemudian dihitung nilai Standar Deviasinya. Hasil fitur SDSD pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.12.

```
Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]

Hasil Selisih RR Interval:
 [ 0.05   0.035 -0.21   0.105  0.39  -0.045 -0.015 -0.02   0.01  -0.06
  0.04  -0.045  0.045  0.04   0.015 -0.075 -0.035 -0.03  -0.14  -0.035
  0.015 -0.01 ]

Hasil SDSD:
 0.10737499939868585
```

Gambar 3.12: Hasil perhitungan fitur SDSD

3.5.2.4 RMSSD

Seperti fitur SDSD, selisih antar nilai RR Interval diperlukan untuk mendapatkan nilai fitur RMSSD. Kemudian dari nilai selisih tersebut, dihitung nilai kuadratnya, lalu dari nilai kuadrat tersebut dihitung nilai rata-ratanya. Nilai rata-rata tersebut kemudian dia-

kar kuadrat untuk menghasilkan fitur RMSSD. Hasil fitur RMSSD pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.13.

```
Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]

Hasil Kuadrat Selisih RR Interval:
 [2.5000e-03 1.2250e-03 4.4100e-02 1.1025e-02 1.5210e-01 2.0250e-03
 2.2500e-04 4.0000e-04 1.0000e-04 3.6000e-03 1.6000e-03 2.0250e-03
 2.0250e-03 1.6000e-03 2.2500e-04 5.6250e-03 1.2250e-03 9.0000e-04
 1.9600e-02 1.2250e-03 2.2500e-04 1.0000e-04]

Hasil Rata-rata Kuadrat Selisih RR Interval:
 0.011530681818181837

Hasil RMSSD:
 0.10738101237268084
```

Gambar 3.13: Hasil perhitungan fitur RMSSD

3.5.2.5 Median

Fitur Median didapatkan dari nilai tengah satu set nilai RR Interval. Untuk mendapatkan nilai tengah atau Median, satu set RR Interval tersebut harus terlebih dahulu diurutkan dari nilai yang terkecil hingga nilai terbesar. Hasil fitur Median pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.14.

```
Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]

Hasil Median:
 0.9100000000000001
```

Gambar 3.14: Hasil perhitungan fitur Median

3.5.2.6 Interquartile

Interquartile adalah selisih nilai kuartil ke-3 dan kuartil ke-1 dari suatu set bilangan. Pada penelitian ini, nilai fitur Interquartile didapatkan dari selisih nilai kuartil ke-3 dan kuartil ke-1 dari satu set nilai RR Interval. Hasil fitur Interquartile pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.15.

```
Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]

Hasil Quartile ke-3:
 0.9700000000000002

Hasil Quartile ke-1:
 0.7175000000000005

Hasil Interquartile:
 0.2524999999999997
```

Gambar 3.15: Hasil perhitungan fitur Interquartile

3.5.2.7 Mean Absolute Deviation

Fitur Mean Absolute Deviation didapatkan dari mengurangi tiap nilai RR Interval dengan nilai rata-ratanya. Kemudian hasil dari pengurangan tersbut dijadikan nilai mutlak, untuk kemudian dihitung nilai rata-ratanya untuk mendapatkan fitur Mean Absolute Deviation. Hasil fitur Mean Absolute Deviation pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.16.

```
Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]

Hasil Mean:
 0.8528260869565218

Hasil Mutlak Selisih RR Interval dan Mean:
 [0.2173913 0.0173913 0.0276087 0.0176087 0.0173913 0.0173913 0.0176087
 0.0576087 0.0226087 0.0576087 0.0726087 0.0126087 0.0326087 0.0476087
 0.0023913 0.0023913 0.0026087 0.0126087 0.0173913 0.0223913 0.0026087
 0.0173913 0.0523913]

Hasil Mean Absolute Deviation:
 0.1282986767485821
```

Gambar 3.16: Hasil perhitungan fitur Mean Absolute Deviation

3.5.2.8 NN50

Pada penelitian ini terdapat dua jenis fitur NN50 yang digunakan, yang pertama adalah Varian 1, ketika nilai selisih kedua RR Interval yang bersebelahan lebih dari 50 *ms* atau 0.05 *sekon*. Sedangkan yang kedua adalah Varian 2, ketika nilai selisih kedua RR

Interval yang bersebelahan kurang dari 50 *ms* atau 0.05 *sekon*. Hasil NN50 pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.17. Dari Gambar 3.17, sebanyak 2 data yang termasuk dalam NN50 Varian 2, yang artinya pada kedua data tersebut nilai selisih nilai RR Interval lebih dari 0.05 *sekon*, yaitu pada data RR Interval ke-1 dan ke-2, serta pada data RR Interval ke-4 dan ke-5. Sedangkan 20 data lainnya termasuk ke dalam NN50 Varian 1 yang artinya selisih nilai RR Interval kurang dari 0.05 *sekon*.

```
Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]

Hasil Selisih RR Interval:
 [ 0.05   0.035 -0.21   0.105  0.39  -0.045 -0.015 -0.02   0.01  -0.06
  0.04  -0.045  0.045  0.04   0.015 -0.075 -0.035 -0.03  -0.14  -0.035
  0.015 -0.01 ]

Banyak Nilai RR Interval 1 > RR Interval 2:
 20

Banyak Nilai RR Interval 1 < RR Interval 2:
 2
```

Gambar 3.17: Hasil perhitungan fitur NN50

3.5.2.9 pNN50

Fitur yang terakhir adalah fitur pNN50, yaitu fitur yang didapatkan dengan cara menghitung nilai masing-masing NN50 kemudian membaginya dengan banyak nilai RR Interval pada satu set tersebut. Hasil fitur pNN50 pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3.18. Dari hasil NN50 pada Gambar 3.17, terdapat 2 data yang termasuk ke dalam NN50 Varian 1 dan 20 data yang termasuk dalam NN50 Varian 2. Untuk mendapatkan pNN50 Varian 1, hasil NN50 Varian 1 dibagi dengan total data pada RR Interval set tersebut. Sedangkan untuk mendapatkan pNN50 Varian 2, hasil NN50 Varian 2 dibagi dengan total data pada RR Interval set tersebut.

3.6 Klasifikasi

Hasil ekstraksi fitur yang sudah disimpan dalam bentuk *file* csv kemudian akan diproses untuk diklasifikasi dengan menggunakan algoritma K Nearest Neighbors (KNN). Terdapat 1.904 data yang digunakan secara keseluruhan, dengan 476 data pada tiap fase.

```
Hasil RR Interval:
 [0.675 0.725 0.76  0.55  0.655 1.045 1.    0.985 0.965 0.975 0.915 0.955
 0.91  0.955 0.995 1.01  0.935 0.9   0.87  0.73  0.695 0.71  0.7  ]

Banyak RR Interval:
 23

Hasil Selisih RR Interval:
 [ 0.05   0.035 -0.21   0.105  0.39  -0.045 -0.015 -0.02   0.01  -0.06
  0.04  -0.045  0.045  0.04   0.015 -0.075 -0.035 -0.03  -0.14  -0.035
  0.015 -0.01 ]

Banyak Nilai RR Interval 1 > RR Interval 2:
 20

Banyak Nilai RR Interval 1 < RR Interval 2:
 2

Hasil pNN50 Varian 1:
 0.8695652173913043

Hasil pNN50 Varian 2:
 0.08695652173913043
```

Gambar 3.18: Hasil perhitungan fitur pNN50

Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode *Stratified K-Fold Cross Validation*, karena data yang tersedia tidak berjumlah sama rata di setiap kelas yang akan diklasifikasikan. Sehingga dengan digunakannya metode *Stratified K-Fold*, data *testing* yang diambil mempunyai persentase yang sama di setiap kelas. Nilai K yang digunakan pada metode *Stratified K-Fold* ini adalah 5, yang artinya data yang ada dalam satu fold atau data *testing* yang diambil adalah 20% dari data keseluruhan pada tiap kelas.

Klasifikasi yang pertama adalah mengklasifikasikan fase *ictal* dan fase *non-ictal*. Klasifikasi yang kedua yaitu mengklasifikasikan fase *ictal*, fase *post-ictal*, dan kondisi normal. Klasifikasi yang terakhir dilakukan yaitu mengklasifikasikan fase *pre-ictal*, fase *ictal*, fase *post-ictal*, dan kondisi normal. Hasil klasifikasi akan ditampilkan dalam bentuk *Confusion Matrix*, yaitu nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative*. Dari semua nilai *Confusion Matrix* yang dilakukan pada setiap klasifikasi, kemudian dihitung nilai *Classification Report* berupa *Precision*, *Recall*, dan F1 *Score* dari setiap tahap klasifikasi yang dilakukan.

id	Mean	Standar De	NN50 Var.	NN50 Var.	pNN50 Va	pNN50 Va	SDSD	RMSSD	Median	Interquarti	Mean Abs	ApEn	SampEn	Categories
1	0.811042	0.020309	23	0	0.958333	0	0.01864	0.018853	0.81	0.025	0.015382	0.17882	0.120964	0
2	0.797917	0.0201	23	0	0.958333	0	0.016604	0.016746	0.8025	0.03125	0.017431	0.182769	0.124516	0
3	0.79	0.01631	24	0	0.96	0	0.018103	0.018114	0.79	0.03	0.0148	0.188667	0.126541	0
4	0.7906	0.051968	22	2	0.88	0.08	0.048023	0.049571	0.8	0.03	0.030976	0.186679	0.128151	0
5	0.808958	0.033291	23	0	0.958333	0	0.023573	0.023637	0.805	0.0575	0.028455	0.184941	0.126383	0
6	0.81875	0.027243	23	0	0.958333	0	0.025462	0.025495	0.8125	0.04	0.023229	0.181196	0.124238	0
7	0.817826	0.028924	22	0	0.956522	0	0.02329	0.023476	0.815	0.0475	0.025123	0.177945	0.122967	0
8	0.795833	0.02699	23	0	0.958333	0	0.019101	0.019224	0.7875	0.0325	0.022639	0.179102	0.12369	0
9	0.785833	0.018745	23	0	0.958333	0	0.019249	0.019309	0.78	0.02125	0.014792	0.179655	0.12749	0
10	0.79	0.023094	23	0	0.958333	0	0.021327	0.021366	0.7825	0.02625	0.01875	0.180161	0.131025	0
11	0.79875	0.025505	23	0	0.958333	0	0.02259	0.022674	0.8	0.04625	0.021771	0.176923	0.125674	0
12	0.80913	0.017173	22	0	0.956522	0	0.022385	0.022386	0.805	0.03	0.014745	0.174719	0.122368	0
13	0.805625	0.01654	23	0	0.958333	0	0.017236	0.017258	0.8025	0.0225	0.013698	0.177212	0.122537	0
14	0.799792	0.015909	23	0	0.958333	0	0.015155	0.01518	0.7975	0.02125	0.012708	0.179126	0.119409	0
15	0.796042	0.012246	23	0	0.958333	0	0.013981	0.013988	0.795	0.02	0.009965	0.183666	0.125739	0

(a) Fase *pre-ictal*

id	Mean	Standar De	NN50 Var.	NN50 Var.	pNN50 Va	pNN50 Va	SDSD	RMSSD	Median	Interquarti	Mean Abs	ApEn	SampEn	Categories
477	0.671034	0.146884	25	3	0.862069	0.103448	0.153542	0.153928	0.67	0.2	0.123139	0.668839	0.390558	1
478	0.660517	0.144033	25	3	0.862069	0.103448	0.154731	0.154931	0.645	0.21	0.12019	0.70806	0.421535	1
479	0.652586	0.142349	25	3	0.862069	0.103448	0.15223	0.152433	0.635	0.215	0.118026	0.748265	0.470666	1
480	0.641333	0.141403	26	3	0.866667	0.1	0.151981	0.152225	0.6175	0.21625	0.115844	0.787724	0.53083	1
481	0.633167	0.138747	26	3	0.866667	0.1	0.150092	0.15037	0.61	0.18125	0.111922	0.823948	0.607406	1
482	0.621774	0.135036	27	3	0.870968	0.096774	0.149308	0.149599	0.59	0.1525	0.106576	0.849372	0.685681	1
483	0.606094	0.133626	28	3	0.875	0.09375	0.148829	0.149505	0.585	0.1275	0.102793	0.876292	0.765956	1
484	0.600781	0.120922	28	3	0.875	0.09375	0.142574	0.142947	0.5725	0.10625	0.09124	0.901498	0.867233	1
485	0.590781	0.113455	28	3	0.875	0.09375	0.144395	0.144741	0.565	0.09375	0.083477	0.924351	0.982688	1
486	0.579091	0.103202	29	3	0.878788	0.090909	0.142143	0.142495	0.565	0.09	0.074711	0.948502	1.123535	1
487	0.564412	0.094424	30	3	0.882353	0.088235	0.113801	0.113811	0.5525	0.075	0.067907	0.967664	1.251354	1
488	0.572941	0.083597	31	2	0.911765	0.058824	0.110782	0.110799	0.555	0.075	0.06128	0.979235	1.357355	1
489	0.568636	0.073673	31	1	0.939394	0.030303	0.065716	0.065883	0.55	0.075	0.053113	0.981637	1.371709	1
490	0.577576	0.058155	32	0	0.969697	0	0.011621	0.013346	0.55	0.075	0.046612	0.97552	1.34349	1
491	0.571364	0.050366	32	0	0.969697	0	0.011302	0.012624	0.545	0.055	0.040606	0.963144	1.274464	1

(b) Fase *ictal*

id	Mean	Standar De	NN50 Var.	NN50 Var.	pNN50 Va	pNN50 Va	SDSD	RMSSD	Median	Interquarti	Mean Abs	ApEn	SampEn	Categories
954	0.748269	0.134407	15	10	0.576923	0.384615	0.173824	0.174078	0.735	0.16375	0.107618	0.45633	0.229166	2
955	0.7624	0.145053	15	9	0.6	0.36	0.187633	0.188021	0.745	0.18	0.11528	0.42746	0.164388	2
956	0.7784	0.166299	17	7	0.68	0.28	0.191375	0.192332	0.73	0.325	0.146608	0.363665	0.117825	2
957	0.86	0.136246	19	3	0.826087	0.130435	0.138531	0.138892	0.91	0.235	0.123043	0.34496	0.197561	2
958	0.852826	0.14095	20	2	0.869565	0.086957	0.107375	0.107381	0.91	0.2525	0.128299	0.87733	0.886941	2
959	0.861818	0.120166	18	3	0.818182	0.136364	0.0877	0.087953	0.905	0.18625	0.100413	0.897557	0.903949	2
960	0.820625	0.117556	20	3	0.833333	0.125	0.110394	0.111267	0.835	0.17	0.096406	0.249216	0.203513	2
961	0.7838	0.106408	19	5	0.76	0.2	0.148113	0.148127	0.795	0.125	0.085248	0.138896	0.049491	2
962	0.775	0.127334	17	7	0.68	0.28	0.195192	0.195427	0.77	0.13	0.0964	0.227769	0.08331	2
963	0.749615	0.127256	18	7	0.692308	0.269231	0.193596	0.193603	0.725	0.1175	0.093787	0.249905	0.099591	2
964	0.7625	0.136553	18	7	0.692308	0.269231	0.193109	0.193114	0.725	0.16125	0.109038	0.246651	0.098754	2
965	0.808333	0.130325	17	6	0.708333	0.25	0.169553	0.16967	0.8175	0.20375	0.110972	0.386558	0.242983	2
966	0.819167	0.096993	18	5	0.75	0.208333	0.073333	0.073396	0.825	0.1425	0.079306	0.295818	0.217835	2
967	0.826458	0.082632	16	7	0.666667	0.291667	0.100177	0.100742	0.83	0.11625	0.063542	0.279487	0.218686	2
968	0.80875	0.086244	17	6	0.708333	0.25	0.118814	0.119528	0.8175	0.09	0.068021	0.248947	0.119307	2

(c) Fase *post-ictal*

id	Mean	Standar De	NN50 Var.	NN50 Var.	pNN50 Va	pNN50 Va	SDSD	RMSSD	Median	Interquarti	Mean Abs	ApEn	SampEn	Categories
1429	0.593939	0.042009	32	0	0.969697	0	0.012861	0.013199	0.605	0.035	0.032084	0.263645	0.202794	3
1430	0.607969	0.023447	31	0	0.96875	0	0.013038	0.013137	0.61	0.025	0.017158	0.259595	0.199514	3
1431	0.612903	0.016885	30	0	0.967742	0	0.010463	0.010528	0.61	0.02	0.013049	0.255785	0.193004	3
1432	0.605781	0.010541	31	0	0.96875	0	0.00922	0.009289	0.605	0.015	0.00874	0.252405	0.188807	3
1433	0.598788	0.016562	31	1	0.939394	0.030303	0.018988	0.01908	0.6	0.015	0.010634	0.253258	0.189313	3
1434	0.596406	0.013064	31	0	0.96875	0	0.00913	0.009333	0.6	0.015	0.010068	0.25633	0.189426	3
1435	0.587576	0.022195	32	0	0.969697	0	0.009052	0.009186	0.595	0.025	0.017631	0.265674	0.194089	3
1436	0.580758	0.02425	32	0	0.969697	0	0.008877	0.009014	0.59	0.045	0.021203	0.267612	0.19915	3
1437	0.576765	0.022618	33	0	0.970588	0	0.008595	0.00866	0.58	0.03875	0.019602	0.271473	0.203557	3
1438	0.575441	0.021364	33	0	0.970588	0	0.008291	0.008303	0.58	0.03375	0.018356	0.27165	0.203622	3
1439	0.573824	0.019706	33	0	0.970588	0	0.008012	0.008025	0.58	0.0325	0.016972	0.270726	0.203599	3
1440	0.569571	0.020646	33	1	0.942857	0.028571	0.014911	0.015073	0.575	0.03	0.016824	0.271273	0.205679	3
1441	0.569853	0.016781	33	0	0.970588	0	0.007536	0.007538	0.5725	0.02875	0.01372	0.269019	0.199717	3
1442	0.571912	0.016935	33	0	0.970588	0	0.007633	0.007687	0.575	0.01875	0.013633	0.263106	0.199369	3
1443	0.577206	0.010927	33	0	0.970588	0	0.006827	0.006853	0.58	0.015	0.008547	0.256945	0.196305	3

(d) Fase normal

Gambar 3.19: Hasil ekstraksi fitur

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 4
PENGUJIAN DAN ANALISA

Pada bab ini dilakukan pengujian dilakukan dengan maksud dan tujuan untuk mengetahui tingkat efektivitas serta efisiensi desain sistem yang sudah dibuat, untuk dapat ditarik kesimpulan dari penelitian tugas akhir ini. Pengujian yang akan dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Pengujian nilai K pada KNN (*Tuning Parameter*)
2. Pengujian klasifikasi 2 fase epilepsi
3. Pengujian klasifikasi 3 fase epilepsi
4. Pengujian klasifikasi 4 fase epilepsi

Sebelum melakukan pengujian yang sudah disebutkan sebelumnya, data *file* csv hasil ekstraksi fitur terlebih dahulu dipisahkan berdasarkan fitur dan label fase epilepsi untuk memudahkan proses pengujian yang sudah disebutkan sebelumnya. Sebanyak 476 data per kelas yang digunakan untuk tiap pengujian.

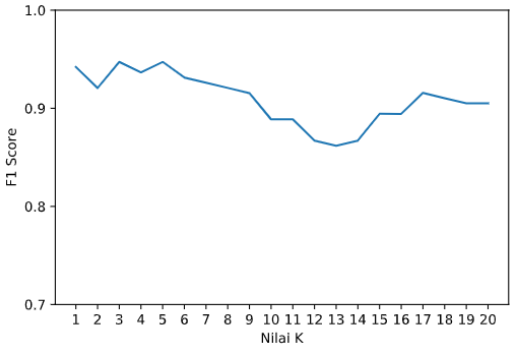
4.1 Pengujian *Nilai* K *(Tuning Parameter)*

Dalam penggunaan algoritma KNN, kelas dari suatu data yang diprediksi akan ditentukan berdasarkan kedekatan data yang akan diprediksi dengan data sejumlah K terdekat. Besar nilai K akan sangat mempengaruhi nilai akurasi dari klasifikasi yang dilakukan. Untuk itu, perlu diketahui berapa nilai K yang paling optimal untuk melakukan pengujian klasifikasi tiap fase. Untuk melakukan *Tuning Parameter*, nilai K diambil mulai dari 1 sampai dengan 20 dengan mengambil nilai F1 *Score* sebagai acuan.

Pengujian dilakukan dengan mengambil data *testing* sebesar 20% dari data keseluruhan untuk klasifikasi 2 fase. Dari Tabel 4.1 dan Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa nilai F1 *Score* untuk K 1 sampai dengan 20 cukup fluktuatif, dengan F1 *Score* terbaik terdapat pada saat K bernilai 3 dengan F1 *Score* sebesar 0,947315. Dari 4.1 dapat dilihat bahwa grafik terus turun dan tidak lebih dari angka 0,92 ketika K bernilai 5, yang artinya nilai K yang lebih besar dari 5 sudah tidak lagi baik untuk digunakan.

Tabel 4.1: Hasil F1 *Score* nilai K pada klasifikasi 2 fase

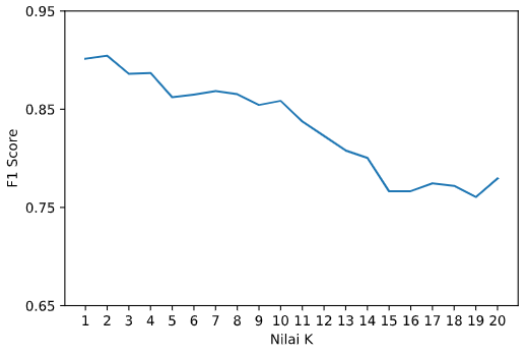
1	0,942103
2	0,920681
3	**0,947315**
4	0,936589
5	0,947274
6	0,931348
7	0,926184
8	0,920787
9	0,915555
10	0,88878
11	0,88878
12	0,867091
13	0,861918
14	0,867091
15	0,894444
16	0,894315
17	0,915639
18	0,910325
19	0,905094
20	0,905094



Gambar 4.1: Plot hasil F1 *Score* nilai K pada klasifikasi 2 fase

Tabel 4.2: Hasil F1 *Score* nilai K pada klasifikasi 3 fase

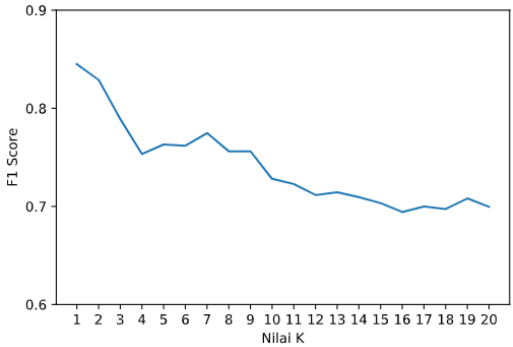
1	0,901482
2	**0,904434**
3	0,886006
4	0,886909
5	0,86229
6	0,86485
7	0,868427
8	0,865345
9	0,854387
10	0,858501
11	0,837514
12	0,822841
13	0,807957
14	0,800462
15	0,766387
16	0,766574
17	0,774534
18	0,771968
19	0,760584
20	0,779474



Gambar 4.2: Plot hasil F1 Score nilai K pada klasifikasi 3 fase

Tuning Parameter yang kedua dilakukan untuk klasifikasi 3 fase. Nilai K diambil mulai dari 1 sampai dengan 20 dan dilakukan dengan mengambil data *testing* sebesar 20% dari data keseluruhan. Dari Tabel 4.2 dan Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa nilai F1 *Score* juga cukup fluktuatif seperti pada klasifikasi 2 fase, dengan nilai F1 *Score* yang cenderung lebih kecil. Nilai F1 *Score* terbaik terdapat pada saat K bernilai 2, dengan F1 *Score* sebesar 0,904434. Dari Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa dengan nilai K yang lebih besar dari 2, grafik hasil F1 *Score* cenderung turun. Yang artinya nilai K yang lebih besar daripada 2 tidak optimal untuk digunakan.

Tuning Parameter yang terakhir dilakukan untuk klasifikasi 4 fase. Nilai K diambil mulai dari 1 sampai dengan 20 dan dilakukan dengan mengambil 20% dari keseluruhan data sebagai data *testing*. Dari Tabel 4.3 dan Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa F1 *Score* yang dihasilkan juga fluktuatif, dengan nilai yang paling kecil diantara ketiga klasifikasi yang dilakukan. Nilai F1 *Score* terbaik terdapat saat K bernilai 1, dengan F1 *Score* sebesar 0,861119. Nantinya data akan diprediksi berdasarkan 1 data terdekat. Dari Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa pada nilai K yang lebih besar dari pada 2, hasil F1 *Score* yang didapatkan mengalami penurunan yang cukup drastis, sehingga nilai K tersebut sudah tidak lagi optimal untuk digunakan sebagai K tetangga terdekat.



Gambar 4.3: Plot hasil F1 Score nilai K pada klasifikasi 4 fase

Tabel 4.3: Hasil F1 Score nilai k pada klasifikasi 4 fase

1	**0,861119**
2	0,809719
3	0,813708
4	0,803047
5	0,799576
6	0,786805
7	0,785352
8	0,759744
9	0,755806
10	0,742263
11	0,731507
12	0,731162
13	0,741951
14	0,723464
15	0,707229
16	0,710229
17	0,697302
18	0,697571
19	0,696987
20	0,685946

4.2 Pengujian *Klasifikasi 2 Fase Epilepsi*

Pengujian selanjutnya adalah pengujian klasifikasi pada 2 fase epilepsi. Pada pengujian ini, data yang digunakan sebanyak 476 data fase *ictal*, dan untuk kelas *non-ictal* sebesar 476, dengan rincian 158 data dari fase *pre-ictal*, 159 data fase *post-ictal*, dan 159 data kondisi normal. Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode Stratified K-Fold Cross Validation dengan nilai $K = 3$. Hasil dari pengujian ini ditampilkan dalam bentuk Confusion Matrix, yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.4 dan 4.5.

Dapat dilihat dari Tabel 4.4 dan 4.5 bahwa dari 95 data fase *ictal* yang diujikan, sebanyak 93 data dikenali dengan benar sebagai data fase *ictal*, sedangkan 2 data lainnya salah dikenali sebagai data fase *non-ictal*. Dari 95 data fase *non-ictal*, sebanyak 8 data salah

Tabel 4.4: Confusion Matrix klasifikasi 2 fase

		Predicted	
		0	**1**
Actual	**0**	**93**	2
	1	8	**87**

Tabel 4.5: Hasil Confusion Matrix klasifikasi 2 fase

Kelas	**TP**	**TN**	**FP**	**FN**
Ictal	93	87	8	2
Non-Ictal	87	93	2	8

dikenali sebagai data fase *ictal*, sedangkan 87 data lainnya dapat dikenali dengan benar sebagai data fase *non-ictal*. Sehingga dari *Confusion Matrix* yang dihasilkan, didapatkan nilai *Classification Report* seperti yang tertera pada 4.6.

Tabel 4.6: Hasil Classification Report klasifikasi 2 fase

Kelas	**Recall**	**Precision**	**F1 Score**
Ictal	0,98	0,92	0,95
Non-Ictal	0,92	0,98	0,95
		Rata-rata	0,95

Dari Tabel 4.6 dapat dilihat bahwa fase *ictal* merupakan fase yang dapat dikenali dengan paling baik, dengan nilai *Recall* yang berfungsi untuk mengukur perbandingan antara nilai *True Positive* dengan jumlah data sebenarnya pada kelas tersebut sebesar 0,98. Sedangkan dari fitur statistika yang digunakan, pada klasifikasi 2 fase epilepsi didapatkan hasil fitur dengan distribusi dari 6 fitur yang ditampilkan pada Gambar 4.4. Dari hasil distribusi tersebut, grafik fitur Mean, NN50 Varian 1, dan fitur Median menunjukkan adanya perbedaan yang cukup signifikan antara grafik pada fase *ictal* dan fase *non-ictal*. Sehingga didapatkan bahwa fitur statistika yang dapat menjadi pembeda antara fase *ictal* dan fase *non-ictal* adalah fitur Mean, NN50 Varian 1, dan Median. Gambar hasil distribusi fitur yang lengkap ditamilkan pada halaman lampiran Gambar 5.

Gambar 4.4: Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 2 fase

4.3 Pengujian *Klasifikasi 3 Fase Epilepsi*

Pengujian yang selanjutnya dilakukan adalah pengujian klasifikasi pada 3 fase epilepsi. Pengujian ini dilakukan dengan metode *Stratified K-Fold Cross Validation* dengan 20% data *testing* dan 80% data *training* dan nilai $K = 2$. Sama seperti pengujian sebelumnya, hasil dari pengujian ditampilkan dalam bentuk *Confusion Matrix* yang dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Dari Tabel 4.7 dan 4.8 dapat dilihat bahwa pada fase *ictal* terdapat 94 data yang berhasil dikenali dengan benar sebagai data fase *ictal* dan sebanyak 1 data lainnya salah dikenali sebagai data kondisi normal. Pada fase *post-ictal* terdapat 81 data yang dikenali dengan benar sebagai data fase *post-ictal* dan sebanyak 14 data *False Negative* dengan rincian 3 data salah dikenali sebagai data

Tabel 4.7: *Confusion Matrix* klasifikasi 3 fase

		Predicted		
		0	**1**	**2**
Actual	**0**	**94**	0	1
	1	3	**81**	11
	2	4	8	**83**

Tabel 4.8: Hasil *Confusion Matrix* klasifikasi 3 fase

Kelas	TP	TN	FP	FN
Ictal	94	183	7	1
Post-Ictal	81	182	8	14
Normal	83	178	12	12

fase *ictal* dan 11 data salah dikenali sebagai data kondisi normal.

Pada kondisi normal, terdapat 83 data yang dikenali dengan benar sebagai data pada kondisi normal dan sebanyak 12 data *False Negative* dengan rincian 4 data yang salah dikenali sebagai data fase *ictal* dan 8 data yang salah dikenali sebagai data fase *post-ictal*. *Classification Report* dari *Confusion Matrix* yang sudah didapatkan, dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9: Hasil *Classification Report* klasifikasi 3 fase

Kelas	Recall	Precision	F1 Score
Ictal	0,99	0,93	0,96
Post-Ictal	0,85	0,91	0,88
Normal	0,87	0,87	0,87
		Rata-rata	0,90

Dari Tabel 4.9, dapat dilihat bahwa pada pengujian kali ini fase yang paling berhasil dikenali dengan baik adalah fase *ictal* dengan nilai *Recall* sebesar 0,99. Hasil pengukuran dari klasifikasi 3 fase ini cenderung lebih kecil jika dibandingkan dengan hasil pengukuran dari klasifikasi 2 fase, dan cenderung lebih besar dibandingkan dengan hasil klasifikasi 4 fase. Hal ini disebabkan karena adanya perbedaan jumlah kelas dan jumlah data yang digunakan pada pe-

ngujian. Dari fitur statistika yang digunakan, pada klasifikasi 3 fase epilepsi didapatkan hasil fitur dengan 6 distribusi fitur yang ditampilkan pada Gambar 4.5. Dari hasil distribusi tersebut, grafik fitur Mean, NN50 Varian 1, dan fitur Median menunjukkan adanya perbedaan yang cukup signifikan antara grafik pada fase *ictal* dan 2 fase lainnya. Akan tetapi, pada fase *post-ictal* dan kondisi normal, grafik yang didapatkan cenderung mirip. Sehingga didapatkan bahwa fitur statistika yang dapat menjadi pembeda adalah fitur Mean, NN50 Varian 1, dan Median. Grafik hasil distribusi fitur klasifikasi 3 fase selengkapnya ditampilkan pada halaman lampiran Gambar 6.

Gambar 4.5: Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 3 fase

4.4 Pengujian *Klasifikasi 4 Fase Epilepsi*

Pengujian selanjutnya adalah pengujian yang dilakukan untuk mengklasifikasikan 4 kelas dari fase epilepsi, yaitu fase *pre-ictal*, fase *ictal*, fase *post-ictal*, dan kondisi normal. Sesuai dengan pengujian nilai K yang sudah dilakukan sebelumnya, pada pengujian klasifikasi 4 fase ini menggunakan k yang bernilai 3. Pengujian dilakukan dengan metode *Stratified K-Fold Cross Validation*, dengan mengambil 20% data sebagai data *testing* dan 80% data sebagai data *training*. Hasil yang didapatkan dari pengujian ini ditampilkan dalam bentuk *Confusion Matrix*, yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.10 dan 4.11.

Tabel 4.10: *Confusion Matrix* klasifikasi 4 fase

		Predicted			
		0	**1**	**2**	**3**
Actual	**0**	**73**	5	8	9
	1	12	**81**	1	1
	2	8	0	**79**	8
	3	3	1	3	**88**

Tabel 4.11: Hasil *Confusion Matrix* klasifikasi 4 fase

Kelas	**TP**	**TN**	**FP**	**FN**
Pre-Ictal	73	262	23	22
Ictal	81	279	6	14
Post-Ictal	79	273	12	16
Normal	88	267	18	7

Pada Tabel 4.11 dapat dilihat nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative* dari masing-masing fase yang diklasifikasi. Pada fase *pre-ictal*, 73 data berhasil dikenali dengan benar sebagai fase *pre-ictal* dan sebanyak 22 data *False Negative* dengan rincian 5 data salah dikenali sebagai data fase *ictal*, 8 data salah dikenali sebagai fase *post-ictal* dan 9 data yang salah dikenali sebagai kondisi normal. Pada fase *ictal* 81 data berhasil dikenali dengan benar sebagai data fase *ictal* dan sebanyak 14 data *False Negative* dengan rincian 12 data salah dikenali sebagai data fase

pre-ictal, 1 data salah dikenali sebagai data fase *post-ictal*, dan 1 data salah dikenali sebagai data kondisi normal.

Pada fase *post-ictal* terdapat 79 data yang berhasil dikenali dengan benar sebagai data fase *post-ictal* dan sebanyak 16 data *False Negative* dengan rincian 8 data yang salah dikenali sebagai data fase *pre-ictal* dan 8 data yang salah dikenali sebagai kondisi normal. Pada kondisi normal terdapat 88 data yang berhasil dikenali dengan benar sebagai data kondisi normal dan sebanyak 7 data *False Negative* dengan rincian 3 data salah dikenali sebagai fase *pre-ictal*, 1 data salah dikenali sebagai data fase *ictal*, dan 3 data lainnya salah dikenali sebagai data fase *post-ictal*.

Tabel 4.12: Hasil *Classification Report* klasifikasi 4 fase

Kelas	**Recall**	**Precision**	**F1 Score**
Pre-Ictal	0,77	0,76	0,76
Ictal	0,85	0,93	0,89
Post-Ictal	0,83	0,87	0,85
Normal	0,93	0,83	0,88
		Rata-rata	0,84

Dari Tabel 4.12, dapat dilihat bahwa data kondisi normal merupakan fase yang dapat dikenali dengan paling baik dengan nilai *Recall* sebesar 0,93. Nilai *Recall* menunjukkan seberapa banyak data yang diprediksi dengan benar dari banyaknya data aktual yang diujikan pada kelas tersebut, maka semakin tinggi nilai *Recall* menunjukkan semakin baik sistem bekerja pada kelas tersebut.

Dari fitur statistika yang digunakan, pada klasifikasi 4 fase epilepsi didapatkan hasil fitur dengan distribusi beberapa fitur yang ditampilkan pada Gambar 4.6. Sama seperti hasil distribusi pada klasifikasi 3 fase, pada grafik fitur Mean, NN50 Varian 1, dan fitur Median menunjukkan adanya perbedaan yang cukup signifikan antara grafik pada tiap fase. Pada grafik fitur Mean, grafik fase *pre-ictal* dan kondisi normal memiliki kemiripan, sedangkan pada fase *ictal* dan *post-ictal* grafik yang didapat cukup berbeda. Pada grafik fitur NN50 Varian 1, fase *ictal* merupakan grafik yang memiliki perbedaan paling signifikan dibandingkan dengan ketiga fitur lainnya yang memiliki kemiripan pada grafiknya. Sedangkan pada grafik fi-

tur Median, fase *ictal* dan fase *pre-ictal* merupakan fase yang paling berbeda, sedangkan 2 fitur lainnya cenderung mirip. Sehingga didapatkan bahwa fitur statistika yang dapat menjadi pembeda adalah fitur Mean, NN50 Varian 1, dan Median. Grafik hasil distribusi fitur pada klasifikasi 4 fase selengkapnya ditampilkan pada halaman lampiran Gambar 7.

Gambar 4.6: Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 4 fase

BAB 5
PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan beberapa pengujian yang sudah dilakukan pada bab sebelumnya, dari penelitian ini dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Nilai F1 *Score* dari beberapa kali percobaan nilai K pada KNN mungkin akan mengalami fluktuasi seiring bertambahnya nilai K, tetapi pada satu titik tertentu hasil F1 *Score* yang didapat akan terus turun yang artinya nilai K pada titik tersebut sudah tidak lagi optimal untuk digunakan.
2. Jumlah data dan atau jumlah kelas yang akan dikenali akan berpengaruh pada hasil model yang digunakan, baik hasil *Confusion Matrix* maupun hasil *Classification Report*.
3. Dari 11 fitur statistika yang digunakan pada penelitian ini, fitur statistika yang dapat dijadikan pembeda antar fase epilepsi adalah fitur Mean, NN50 Varian 1, dan Median.
4. Pengenalan fase epilepsi berdasarkan sinyal ECG yang dikenali dengan menggunakan model algoritma KNN sudah dapat dilakukan dengan cukup baik, dengan nilai akurasi lebih dari 50%, dengan rincian pada klasifikasi 2 fase sebesar 95%, klasifikasi 3 fase sebesar 90%, dan klasifikasi 4 fase sebesar 84%.
5. 2 dari 3 pengujian klasifikasi yang dilakukan, fase *ictal* merupakan fase yang dapat dikenali dengan paling baik, dengan hasil *Recall* dan F1 *Score* sebesar 0,98 dan 0,95 pada klasifikasi 2 fase, dan sebesar 0,99 dan 0,96 pada klasifikasi 3 fase.

5.2 Saran

Untuk pengembangan penelitian terkait yang selanjutnya dilakukan, terdapat beberapa hal yang dapat menjadi saran sebagai berikut:

1. Menambah jumlah data yang akan diolah pada setiap fase.
2. Menambah segmentasi pada sinyal ECG yang akan diproses untuk menambah akurasi pada hasil klasifikasi tiap fase epi-

lepsi.

3. Menambahkan sinyal EEG untuk mengenali fase epilepsi dengan lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Epilepsy Foundation, "Tonic-clonic seizures," Maret 2017. Terakhir diakses pada tanggal 26 Juni 2020. (Dikutip pada halaman ix, 6, 7).

[2] Healthiack, "Pictures of chambers of the heart." Terakhir diakses pada tanggal 26 Juni 2020. (Dikutip pada halaman ix, 9).

[3] Fakultas Kedokteran Universitas Sebelas Maret Surakarta, Buku Pedoman Keterampilan Klinis - Keterampilan Pemeriksaan Elektrokardiografi (EKG). 2016. (Dikutip pada halaman ix, 10).

[4] Anant Jaiswal, "Descriptive statistics." Terakhir diakses pada tanggal 23 Juli 2020. (Dikutip pada halaman ix, 14).

[5] Rapidminer, "K-nearest neighbors: A simple machine learning algorithm," Mei 2017. Terakhir diakses pada tanggal 25 Juni 2020. (Dikutip pada halaman ix, 15, 16).

[6] Scikit-learn, "Cross-validation: evaluating estimator performance." Terakhir diakses pada tanggal 20 Mei 2020. (Dikutip pada halaman ix, 17).

[7] C. evaluation with imbalanced datasets, "Basic evaluation measures from the confusion matrix." Terakhir diakses pada tanggal 25 Juni 2020. (Dikutip pada halaman ix, 18, 19, 21, 22).

[8] Kuncahyo Setyo Nugroho, "Confusion matrix untuk evaluasi model pada supervised learning." Terakhir diakses pada tanggal 23 Juli 2020. (Dikutip pada halaman ix, 19).

[9] D.-I. F. Kruger, "Activity, context, and plan recognition with computational causal behaviour models," 2016. (Dikutip pada halaman ix, 20).

[10] World Health Organization, "Epilepsy." Terakhir diakses pada 19 Februari 2020. (Dikutip pada halaman 1, 5).

[11] Isti'fart, Yanuar Murna, "Hubungan lama menderita epilepsi dengan kualitas hidup penderita di rsud dr. moewardi," 2014. (Dikutip pada halaman 1).

[12] Epilepsy Action, "Sudden unexpected death in epilepsy," Agustus 2019. (Dikutip pada halaman 1, 2).

[13] U. R. Acharya, F. Molinari, S. V. Sree, S. Chattopadhyay, Kwan H. Ng, J. S. Suri, "Automated diagnosis of epileptic eeg using entropies," Biomedical Signal Processing and Control, 2012. (Dikutip pada halaman 1, 11, 29, 31).

[14] S. Shmuely, M. van der Lende, R. J. Lamberts, J. W. Sander, R. D. Thijs, "The heart of epilepsy: Current views and future concepts," Seizure, vol. 44, 2017. (Dikutip pada halaman 2).

[15] Epilepsy Foundation, "What is epilepsy?," Maret 2014. Terakhir diakses pada tanggal 12 Februari 2020. (Dikutip pada halaman 5).

[16] Epilepsy Foundation, "What is a seizure?," Maret 2014. Terakhir diakses pada tanggal 9 Maret 2020. (Dikutip pada halaman 5).

[17] Epilepsy Foundation, "Types of seizures," Maret 2017. Terakhir diakses pada tanggal 26 Juni 2020. (Dikutip pada halaman 6).

[18] Epilepsy Foundation, "What happens during a seizure?," Maret 2014. Terakhir diakses pada tanggal 16 November 2019. (Dikutip pada halaman 7, 8).

[19] Heart.org, "Electrocardiogram (ecg or ekg)," Juli 2015. Terakhir diakses pada tanggal 26 Juni 2020. (Dikutip pada halaman 8, 9).

[20] Laiali Almazaydeh, Khaled Elleithy, Miad Faezipour, "Detection of obstructive sleep apnea through ecg signal features," 2012. (Dikutip pada halaman 9, 12, 13, 14, 29).

[21] D. E. Lake, J. S. Richman, M. P. Griffin, J. R. Moorman, "Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability," 2002. (Dikutip pada halaman 9, 11).

[22] A. Holzinger, C. Stocker, M. Bruschi, A. Auinger, H. Silva, H. Gamboa, A. Fred, "On applying approximate entropy to ecg signals for knowledge discovery on the example of big sensor data," Desember 2012. (Dikutip pada halaman 9).

[23] PhysioNet, "Approximate entropy (apen)," Juli 2015. Terakhir diakses pada tanggal 23 April 2020. (Dikutip pada halaman 10).

[24] Kalon K. L., G. B. Moody, C. K. Peng, J. E. Mietus, M. G. Larson, D. Levy, A. L. Goldberger, "Predicting survival in heart failure case and control subjects by use of fully automated methods for deriving nonlinear and conventional indices of heart rate dynamics," 1997. (Dikutip pada halaman 10).

[25] PhysioNet, "Sample entropy estimation," November 2004. Terakhir diakses pada tanggal 23 April 2020. (Dikutip pada halaman 11).

[26] Fred Shaffer, J. P. Ginsberg, "An overview of heart rate variability metrics and norms," Front Public Health, 2017. (Dikutip pada halaman 12, 13).

[27] Guger C., Edlinger G., Leeb R., Pfurtscheller G., Antley A., Garau M., Brogni A., Friedman D., Slater M., "Heart-rate variability and event-related ecg in virtual environments," (Dikutip pada halaman 13).

[28] Sani M. Isa, Mohamad I. Fanany, W. Jatmiko, A. Murni, "Feature and model selection on automatic sleep apnea detection using ecg," 2010. (Dikutip pada halaman 15).

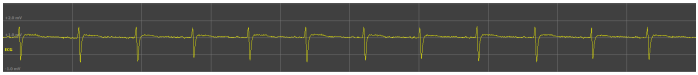
[29] Asep Maulana Ismail, "Cara kerja algoritma k-nearest neighbor (k-nn)." Terakhir diakses pada tanggal 25 Juni 2020. (Dikutip pada halaman 16).

[30] Eijaz Allibhai, "Hold-out vs. cross-validation in machine learning," Oktober 2018. Terakhir diakses pada tanggal 25 Juni 2020. (Dikutip pada halaman 17).

[31] I. C. Al-Aweel, K. B. Krishnamurthy, J. M. Hausdorff, J. E. Mietus, J. R. Ives, A. S. Alum, D. L. Schomer, A. L. Goldberger, "Postictal heart rate oscillations in partial epilepsy," Neurology, vol. 53, 1999. (Dikutip pada halaman 25).

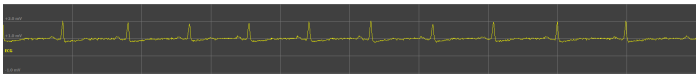
[32] Forrest Sheng Bao, Xin Liu, Christina Zhang, "Pyeeg: An open source python module for eeg/meg feature extraction," Computational Intelligence and Neuroscience, 2010. (Dikutip pada halaman 31).

LAMPIRAN

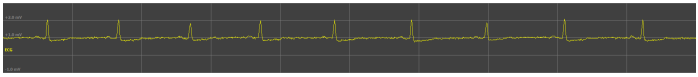


(a) Pasien 1

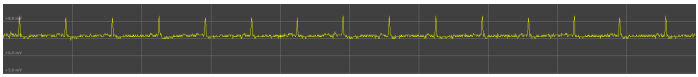
(b) Pasien 2



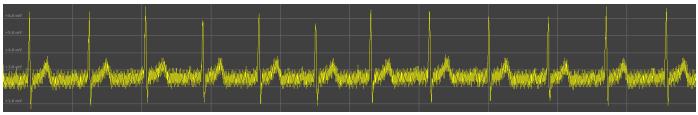
(c) Pasien 3



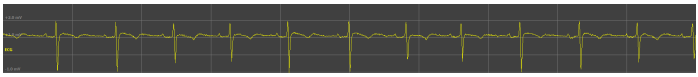
(d) Pasien 4



(e) Pasien 5

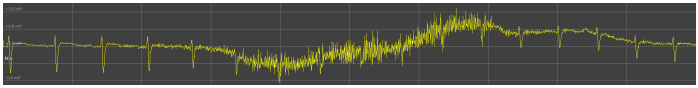


(f) Pasien 6

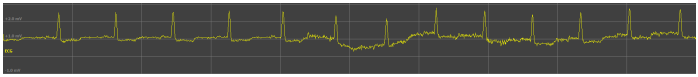


(g) Pasien 7

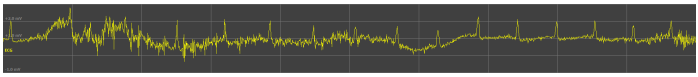
Gambar 1: Visualisasi fase *pre-ictal*



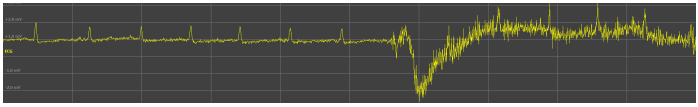
(a) Pasien 1



(b) Pasien 2

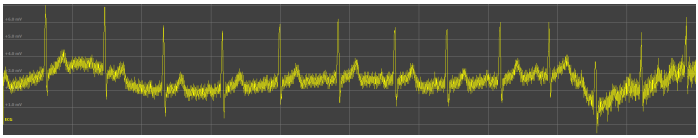


(c) Pasien 3

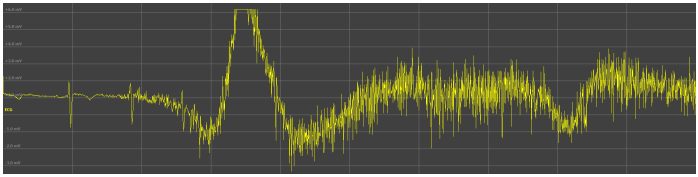


(d) Pasien 4

(e) Pasien 5

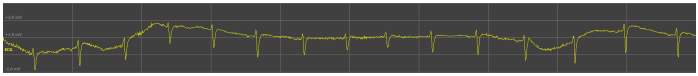


(f) Pasien 6

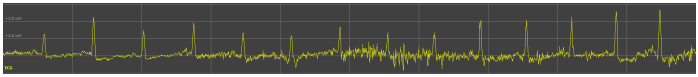


(g) Pasien 7

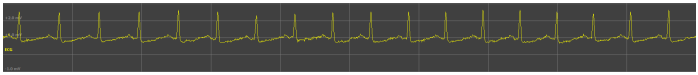
Gambar 2: Visualisasi fase *ictal*



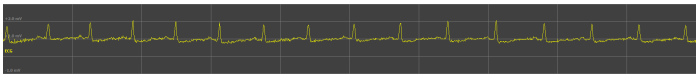
(a) Pasien 1



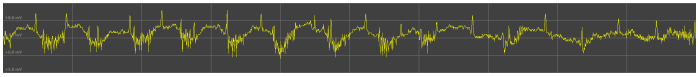
(b) Pasien 2



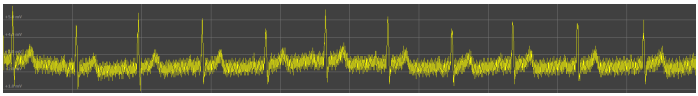
(c) Pasien 3



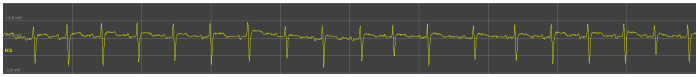
(d) Pasien 4



(e) Pasien 5



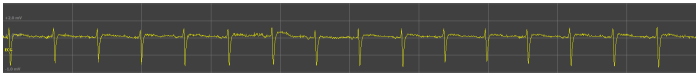
(f) Pasien 6



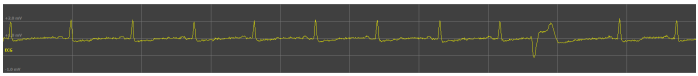
(g) Pasien 7

Gambar 3: Visualisasi fase *post-ictal*

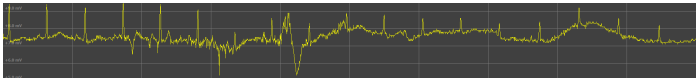
(a) Pasien 1



(b) Pasien 2

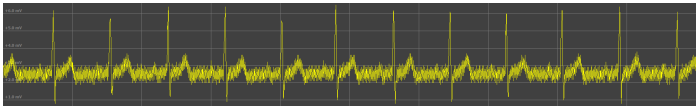


(c) Pasien 3

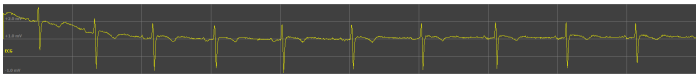


(d) Pasien 4

(e) Pasien 5

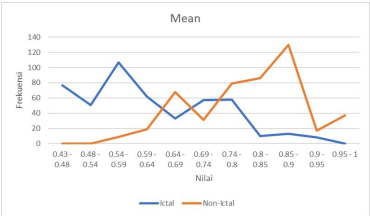


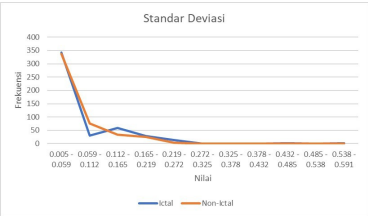
(f) Pasien 6

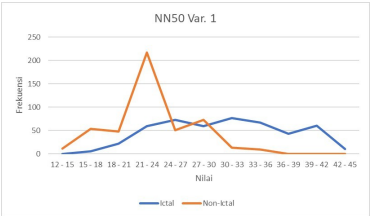


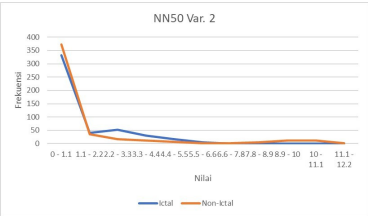
(g) Pasien 7

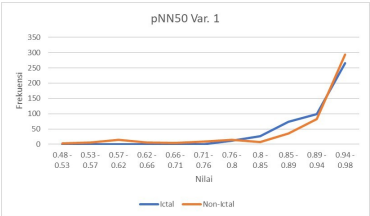
Gambar 4: Visualisasi kondisi normal

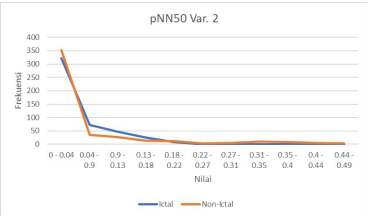

Mean
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal


Standar Deviasi
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal

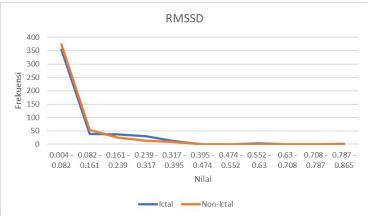

NN50 Var. 1
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal

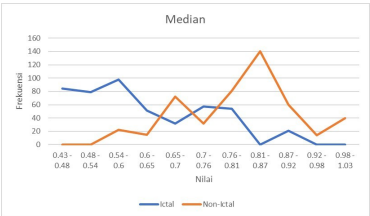

NN50 Var. 2
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal

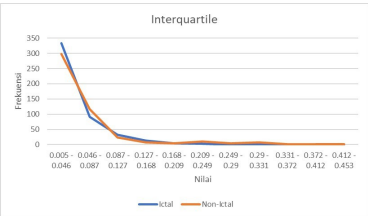

pNN50 Var. 1
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal

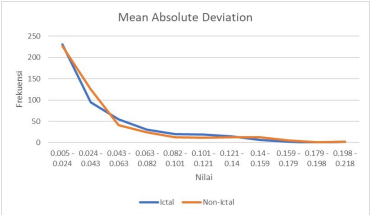

pNN50 Var. 2
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal

SDSD
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal

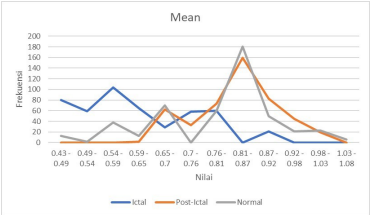

RMSSD
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal

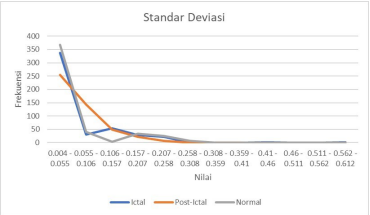

Median
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal

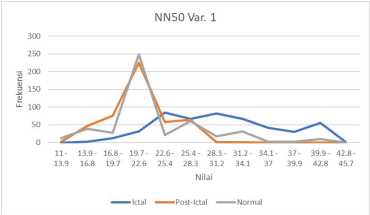

Interquartile
Frekuensi
Nilai
Ictal
Non-ktal

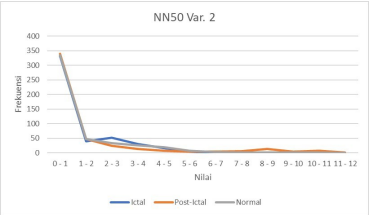


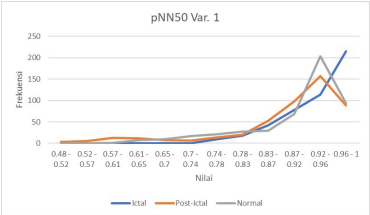
Gambar 5: Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 2 fase

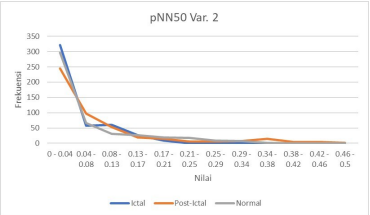

Mean
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal

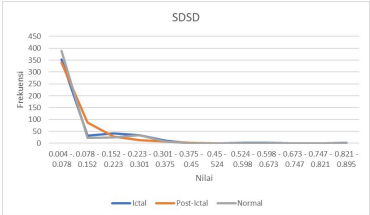

Standar Deviasi
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal

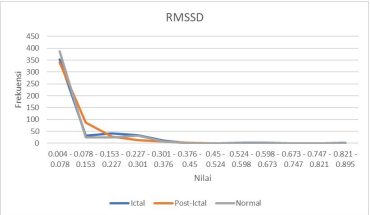

NN50 Var. 1
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal

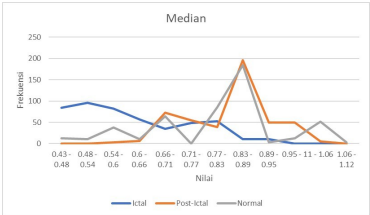

NN50 Var. 2
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal

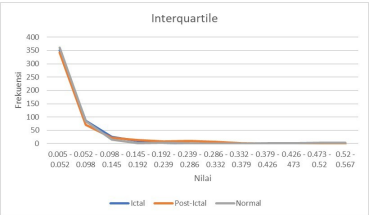

pNN50 Var. 1
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal

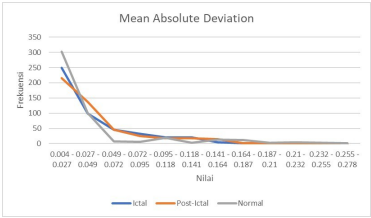

pNN50 Var. 2
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal


SDSD
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal

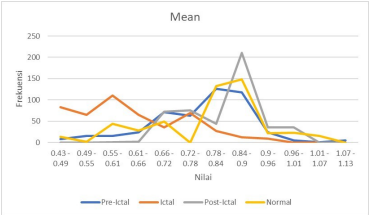

RMSSD
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal

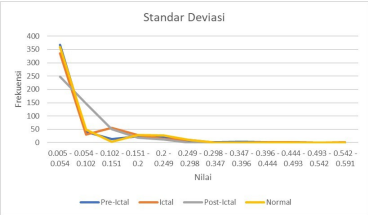

Median
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal

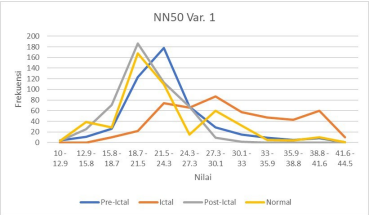

Interquartile
Frekuensi
Nilai
Ictal
Post-Ictal
Normal

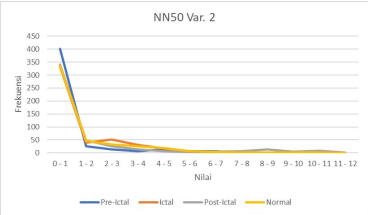


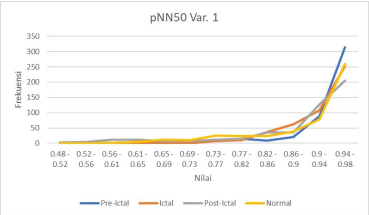
Gambar 6: Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 3 fase

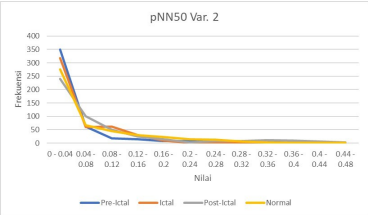

Mean
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal

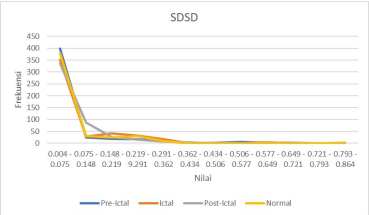

Standar Deviasi
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal

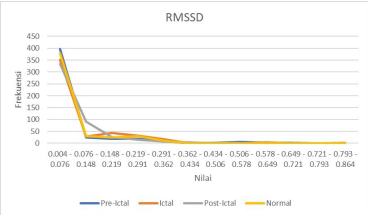

NN50 Var. 1
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal

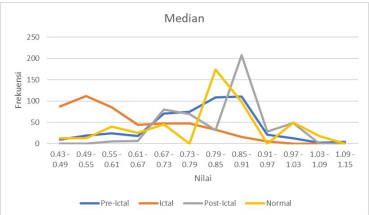

NN50 Var. 2
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal

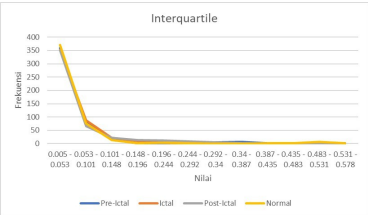

pNN50 Var. 1
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal

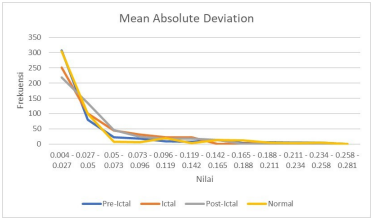

pNN50 Var. 2
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal


SDSD
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal


RMSSD
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal


Median
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal


Interquartile
Frekuensi
Nilai
Pre-Ictal
Ictal
Post-Ictal
Normal



Gambar 7: Hasil distribusi fitur statistika klasifikasi 4 fase

BIOGRAFI PENULIS

Nadhira Neesa Sarasati atau biasa dipanggil Nadhira, lahir di Tangerang pada tanggal 29 Agustus 1998, merupakan anak pertama dari dua bersaudara yang sangat menyukai kucing. Sampai saat ini, penulis telah menempuh pendidikan di SDI Al-Falaah Ciputat (2004-2010), SMP Negeri 11 Jakarta (2010-2013), SMA Negeri 70 Jakarta (2013-2016), dan kemudian melanjutkan studi strata satu di Departemen Teknik Komputer Institut Teknologi Sepuluh Nopember pada tahun 2016. Selama masa perkuliahan, penulis berkesempatan untuk ikut aktif di beberapa kegiatan, seperti Staf Acara Electra dan Sekretaris MAGE, menjadi staf di Departemen Kewirausahaan Himpunan Mahasiswa Teknik Elektro ITS, dan anggota Laboratorium Komputasi Multimedia B401. Bagi pembaca yang memiliki kritik, saran atau pertanyaan mengenai tugas akhir ini dapat menghubungi penulis melalui email nadhiraneesa@gmail.com.

Halaman ini sengaja dikosongkan