



TESIS - EE185401

ANALISA GELOMBANG P SINYAL ECG UNTUK MENENTUKAN KELAINAN ATRIUM JANTUNG

ANTON PURNAWIRAWAN
07111750067022

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2020



TESIS - EE185401

ANALISA GELOMBANG P SINYAL ECG UNTUK MENENTUKAN KELAINAN ATRIUM JANTUNG

ANTON PURNAWIRAWAN
07111750067022

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.
Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2020

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (MT)

di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

ANTON PURNAWIRAWAN

NRP: 07111750067022

Tanggal Ujian: 1 Juli 2020

Periode Wisuda: September 2020

Disetujui oleh:

Pembimbing:

1. Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.
NIP: 197605052008121003



2. Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc.
NIP: 195908171987021002

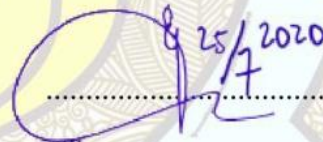


Penguji:

1. Dr. Ir. Wirawan, DEA
NIP: 196311091989031011




2. Eko Setijadi, ST., MT., Ph.D.
NIP: 197210012003121002



3. Dr. Ronny Mardiyanto, ST., M.T
NIP: 198101182003121003



Kepala Departemen Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Elektro Dan Informatika Cerdas


Candra Riawan, S.T., M.Eng., Ph.D.
NIP: 197311192000031001

Halaman ini sengaja dikosongkan

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan tesis saya dengan judul **“ANALISA GELOMBANG P SINYAL ECG UNTUK MENENTUKAN KELAINAN ATRIUM JANTUNG”** adalah benar-benar hasil karya 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, 12 Juni 2020



Anton Purnawirawan

NRP. 0711750067022

Halaman ini sengaja dikosongkan

ANALISA GELOMBANG P SINYAL EKG UNTUK MENENTUKAN KELAINAN ATRIUM JANTUNG

Nama mahasiswa : Anton Purnawirawan
NRP : 07111750067022
Pembimbing : 1. Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.
2. Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc.

ABSTRAK

Gelombang-P adalah bentuk gelombang pertama dalam sinyal EKG yang memiliki informasi medis jantung yang substansial. Analisis gelombang-P dengan inspeksi manual sulit karena gelombang-P kecil, bervariasi dan memiliki penampilan yang bising. Klasifikasi otomatis gelombang-P untuk mendeteksi kelainan atrium diperlukan untuk membantu dokter dengan proses yang lebih cepat. Buku ini menyajikan analisis morfologi gelombang-P menggunakan klasifikasi random forest dari 134 pasien. Algoritma mengelompokkan data menjadi lima kelas, yaitu, Normal, pembesaran Atrium Kiri (LAE), Pembesaran Atrium Kanan (RAE), Pembesaran kedua atrium/biatrial (BE) dan Fibrilasi Atrium (AFib).

Penelitian ini menggunakan data ECG Lead II dari 12 lead medis standar. Pemrosesan sinyal dan denoising diterapkan dengan menggunakan dua filter, differensiasi dan filter Butterworth. Ekstraksi ciri dieksplorasi dengan menggunakan transformasi jarak lokal baru, yang lebih efisien daripada metode serupa lainnya. Fitur yang digunakan adalah atribut morfologi gelombang-P seperti durasi, amplitudo, jumlah penampilan, standar deviasi, dan simetri.

Tingkat akurasi dari pendekatan kami adalah 94,77%, dan spesifisitas (SP) dan sensitivitas (Se) pada 10 kali lipat memvalidasi set pelatihan adalah 98% dan 93%, yang sebanding dengan algoritma berperforma terbaik lainnya dan mungkin dianggap sistem pembantu keputusan untuk ahli jantung.

Kata kunci: (electrocardiogram (ECG) ; Deteksi gelombang P; transformasi jarak lokal; Morfologi gelombang-P; klasifikasi hutan acak; Pembesaran Atrium; Atrial Fibrilasi (AFib).

Halaman ini sengaja dikosongkan

P-WAVE ANALYSIS TO ATRIAL ABNORMALITY DETECTION

By : Anton Purnawirawan
Student Identity Number : 07111750067022
Supervisor(s) : 1. Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T.
2. Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., MSc..

ABSTRACT

P-waves are a form of first wave development in ECG signals that have substantial atrial medical information. Analysing P-waves with manual inspection is difficult because P-waves are small, vary and have a noisy appearance. Automatic classification of P-waves to detect atrial abnormalities is necessary to assist clinicians with faster process. This book presents a P-wave morphological analysis using a random forest classification from 134 patients. The algorithm defines the data into five classes, namely, Normal, Left Atrial enlargement (LAE), Right Atrial Enlargement (RAE), Biatrial Enlargement (BE) and Atrial Fibrillation (AFib).

This study uses ECG Lead II data from 12 standard medical leads. Signal processing and denoising are applied by using two filters, a derivative and Butterworth filter. Feature extraction is explored by using a new local distance transform, which is more efficient than other similar methods. The features used are P-wave morphological attributes such as duration, amplitude, number of appearances, standard deviation, and symmetry.

The overall accuracy of our approach was 94.77%, the specificity (SP) was 98%, while the sensitivity (Se) at 10-fold validating the training set was 93%. This result comparable to other best performing algorithms and might be considered a second opinion for cardiologists..

Keywords— electrocardiogram (ECG); P-wave detection; local distance transform; P-wave morphology; random forest classification; Atrium Enlargement; Atrial Fibrillation (AFib).

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Segala Puji ke hadirat Allah SWT atas Rahmat, Nikmat dan Taufiknya, sehingga dapat diselesaikannya buku tesis yang berjudul “Analisa Gelombang P Sinyal EKG Untuk Menentukan Kelainan Aritmia Jantung”. Buku tesis ini diajukan dalam rangka menyelesaikan studi di Program S2 Pengelola TIK Pemerintahan di Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya bidang keahlian Telematika.

Dalam penyelesaian buku tesis ini, penulis banyak mendapatkan bantuan dari berbagai pihak. Untuk itu penulis menyampaikan ucapan terima kasih setulusnya kepada:

1. Ke Hadirat Allah SWT atas berkat, rahmat dan hidayah nya sehingga penelitian ini berhasil diselesaikan
2. Orang tua kami yang sudah mendukung dan memberikan semangat kepada penulis.
3. Istriku, Dian Febri dan anaku, Juna yang memberi semangat kepada penulis.
4. Saudara kami yang memberi dukungan dan doa demi kelancaran studi ini.
5. Pemerintah Kabupaten Lamongan yang telah memberikan ijin kepada penulis melaksanakan Tugas Belajar S2 di Departemen Teknik Elektro ITS
6. Kementerian Komunikasi dan Informatika yang telah memberikan Beasiswa kepada penulis untuk mengikuti proses perkuliahan S2 di Departemen Teknik Elektro ITS
7. Bapak Adhi Dharma Wibawa, selaku dosen pembimbing sekaligus penanggung jawab program PETIK yang telah memberi pendampingan dan arahan selama menjalani pendidikan S2 di Departemen Teknik Elektro ITS

8. Ibu Diah Puspito Wulandari selaku dosen pembimbing yang telah bersedia meluangkan waktu dan membagi ilmunya selama penyusunan buku tesis ini
9. Bapak Wirawan selaku Dosen Wali dan semua Dosen di lingkungan Departemen Teknik Elektro ITS yang telah bersedia membimbing, membagikan ilmu, memberikan arahan selama penulis menempuh pendidikan S2 di Departemen Elektro ITS
10. Rumah Sakit Siti Khodijah Sepanjang yang memberikan penulis akses data untuk penelitian dalam rangka penyusunan buku tesis ini
11. Dokter Pradana Airlangga, dokter spesialis jantung yang memberikan masukan dan saran selama penyusunan buku tesis ini.
12. Semua Staff Departemen Teknik Elektro ITS yang telah banyak membantu penulis selama proses perkuliahan
13. Mas Yusuf, Mas Heru, Mas Yasmad, Mas Yasak, Bu Ufik yang selalu memberikan semangat untuk saya segera menyelesaikan tugas akhir ini
14. Bapak Kadis Kominfo Lamongan yang sabar menunggu saya untuk segera bergabung dan bekerja dengan keilmuan yang saya peroleh dari tugas belajar ini.
15. Serta Kawan – kawan sesama PETIK 2017 yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu

Akhirnya penulis menyadari masih banyak kekurangan dan kelemahan. Untuk itu saran dan kritik yang konstruktif akan sangat membantu agar tesis ini dapat menjadi lebih baik.

Surabaya, Juli 2020
Anton Purnawirawan
07111750067022

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN TESIS	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan Masalah	3
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	5
2.1 Kajian Penelitian Terkait	5
2.2 Teori Dasar	9
2.2.1 Anatomi dan Fisiologi Jantung	9
2.2.2 Sistem Konduksi Jantung	11
2.2.3 ECG	13
2.2.4 Morfologi Gelombang P	16
2.2.5 Metode Deteksi Gelombang P	18
2.2.6 Transformasi Local Distance	19
2.2.7 Random Forest	23
2.2.8 Bahasa Pemrograman Python	28
2.2.9 FILTER	32
2.2.10 Noise Dan Artefak	37
2.2.11 Pengukuran Performa	38
BAB 3 METODE PENELITIAN	43

3.1	Pengambilan Data ECG.....	43
3.1.1	Pengambilan data sampel pasien.....	44
3.1.2	Pengambilan Data QT Database.....	45
3.2	Deteksi Gelombang P Menggunakan Transformasi Jarak Lokal.....	46
3.2.1	Data RAW ECG.....	47
3.2.2	Preprocessing.....	47
3.2.3	Deteksi Puncak Gelombang R.....	49
3.2.4	Penentuan Lokasi Maksimum Pencarian Gelombang P.....	49
3.2.5	Penentuan Lokasi Gelombang P.....	53
3.3	Ekstraksi Fitur.....	54
3.4	Klasifikasi Data Menggunakan Random Forest.....	55
3.5	Pengujian dan Analisa Sistem.....	56
BAB 4 EKSPERIMEN DAN HASIL.....		57
4.1	Preprocessing.....	57
4.2	Deteksi Gelombang P Menggunakan Transformasi Jarak Lokal.....	63
4.2.1	Deteksi Puncak Gelombang R.....	64
4.2.2	Penentuan Daerah Pencarian Maksimum Gelombang P.....	66
4.2.3	Penentuan Lokasi Gelombang P.....	67
4.3	Ekstraksi Fitur.....	69
4.4	Klasifikasi.....	71
BAB 5 KESIMPULAN.....		77
5.1	Kesimpulan.....	77
5.2	Saran.....	77
DAFTAR PUSTAKA.....		79
LAMPIRAN.....		85
BIODATA PENULIS.....		105

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Sistem Konduksi Jantung.....	11
Gambar 2.2 Sinyal ECG.....	14
Gambar 2.3 Morfologi Gelombang P Normal	15
Gambar.2,5. Morfologi Gelombang P Pembesaran Atrium Kiri(LAE).....	16
Gambar 2.6 Kelainan Morfologi Pada Gelombang P	16
Gambar 2.7 Transformasi jarak pada bentuk sederhana[28]	20
Gambar 2.7.Tampilan GUI Chooser pada WEKA	19
Gambar 2.8 Contoh menghitung jarak antara dua titik	21
Gambar 2.9 Skema algoritma Random Forest	23
Gambar 2.10. Tampilan GUI Chooser pada WEKA.....	27
Gambar 2.11.Tampilan antarmuka WEKA Explorer.....	28
Gambar 2.12 Karakteristik filter Butterworth[29].	35
Gambar 2.13. Grafik slope positif dan negatif pada gelombang	36
Gambar 3.1 Prosedur Umum Metodologi Penelitian.....	43
Gambar 3.2.Dataset Penelitian.....	45
Gambar 3.3.Potongan Anotasi Gelombang QT database(pu sel-100).....	46
Gambar 3.4 Deteksi Puncak Gelombang R.....	49
Gambar 3.5 Proses penentuan area penandaan gelombang-P.....	51
Gambar 3.6 Penghitungan penentuan area pencarian gelombang-P.....	53
Gambar 3.7 Proses Pendeteksi Gelombang	54
Gambar 4.1 Respon Frekuensi Filter Butterworth dengan $F1 = 1$ Hz dan $F2 = 12$ Hz	58
Gambar4.2 Plotting Hasil Filter Butterworth Sinyal ECG Pada Domain Frekuensi.....	59
Gambar 4.3.Plotting ECG sebelum difilter (RAW ECG).....	60
Gambar 4.4. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 1.....	60
Gambar 4.5. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 2.....	60
Gambar 4.6. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 3.....	61
Gambar 4.7. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 4.....	61
Gambar 4.8. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 5.....	61
Gambar 4.9. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 6.....	61
Gambar 4.10 Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 7.....	62
Gambar 4.11 Deteksi puncak R pada kondisi ECG normal(sel-16539)	64
Gambar 4.12. Deteksi puncak R pada kondisi aritmia(sel-100)	64
Gambar 4.13. Deteksi puncak R pada kondisi aritmia dan gelombang U (sel-116)	64
Gambar 4.14. Deteksi puncak R pada kondisi atrial fibrilasi (sel-102	64
Gambar 4.15. Deteksi puncak R pada kondisi LAE (anotasi manual).....	65
Gambar 4.16. Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG normal	66
Gambar 4.17. Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG Afib	67
Gambar 4.18. Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG LAE.....	67

Gambar 4.19. Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG RAE	67
Gambar 4.20. Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG BE	67
Gambar 4.21. Deteksi Lokasi Gelombang P	68
Gambar.4.22. Morfologi gelombang-P.....	73

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Ilustrasi K Fold Cross Validation.....	41
Tabel 3.1 Perbandingan penandaan daerah pencarian maksimum pencarian lokasi gelombang P.	52
Tabel 4.1. Hasil Pemilihan Variabel Filter Butterworth	62
Tabel 4.2. Penghitungan Waktu Eksekusi Deteksi Puncak R.....	65
Tabel 4.3 Nilai rata-rata dan standar deviasi error lokasi gelombang P	68
Tabel.4.4 Hasil Ekstraksi Fitur.....	69
Tabel 4.5. Hasil percobaan klasifikasi Random Forest dengan jumlah pohon keputusan yang berbeda	71
Tabel. 4.6. Matrik Konfusi	72
Tabel. 4.7. Hasil Pengukuran klasifikasi random forest	73
Tabel 4.8. Perbandingan klasifikasi berdasarkan gelombang P.....	74

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia menghadapi beban ganda penyakit, yaitu penyakit menular dan penyakit tidak menular (PTM). PTM yang sampai saat ini menjadi ancaman kesehatan yang serius di Indonesia bahkan di seluruh dunia adalah penyakit jantung. Penyakit ini masih menempati deretan atas sebagai salah satu penyebab kematian[1]. Data *System Sample Registration* (SSR) melaporkan bahwa selain stroke penyakit jantung adalah penyakit tidak menular yang paling mematikan di Indonesia[2]. Selain itu, penyakit jantung juga ditengarai sebagai penyakit dengan kerugian ekonomi yang besar secara nasional, hal ini terungkap dari data BPJS Kesehatan yang pembiayaan penyakit jantung adalah yang terbesar dan menunjukkan tren kenaikan pembiayaan dari tahun ke tahun[3].

Serangan penyakit jantung biasanya terjadi secara mendadak dengan pemicu yang bermacam-macam. Namun penyebab utamanya biasanya karena terhambatnya suplai darah yang mengarah ke otot-otot jantung. Sampai saat ini Electrocardiogram (ECG) menjadi jenis tes diagnostik kelainan jantung utama sebagai penunjuk penting tentang ciri dan pola penyakit yang menyerang jantung. Aktifitas listrik jantung dapat dilihat dengan alat ECG sehingga dapat memberikan informasi penting mengenai aktifitas listrik mikrokardium. Sinyal yang direkam melalui alat ECG ini adalah sinyal biomedik nonstationer yang merupakan manifestasi dari aktivitas kelistrikan atrium (serambi) dan ventrikel (bilik) jantung[4].

Sinyal ECG terdiri dari beberapa Gelombang yang dikenal sebagai gelombang P, Komplek QRS dan gelombang T. Gelombang P adalah hasil dari aktivitas kelistrikan serambi kanan dan kiri jantung yang dimulai dari Sinoatrial Node (SA Node) dan depolarisasi serambi kanan kemudian diikuti oleh serambi kiri. Interval yang dimulai dari titik awal defleksi positif gelombang P sampai dengan titik tengah puncak gelombang P merupakan perwujudan dari aktifitas kelistrikan serambi kanan. Sedangkan rentang kurva yang berawal dari titik

puncak sampai titik akhir gelombang P adalah akibat dari aktivitas kelistrikan atrium kiri[5].

Variasi pada struktur gelombang P baik itu berupa kenaikan maupun penurunan panjang-pendeknya durasi maupun tinggi-rendahnya amplitudo serta penampakan atau tidak tampaknya gelombang gelombang menjadi petunjuk bagi para ahli jantung akan adanya gangguan atau penyakit[6]. Kecacatan pada struktur gelombang P menunjukkan ketidaknormalan atrium yang dapat memicu gejala serius pada kesehatan jantung. Bahkan hasil sampel yang terpercaya di Amerika menunjukkan ada korelasi yang erat antara durasi gelombang P dengan peningkatan kematian akibat penyakit jantung.

Para dokter jantung sangat menyadari begitu pentingnya informasi medis yang dapat digali dari gelombang P, namun analisa secara mendalam dengan pengamatan manual sulit untuk dilakukan karena ukuran gelombang kecil sehingga sulit untuk dipisahkan dari noise ditambah lagi dengan adanya interpolasi dengan gelombang lainnya, serta bentuknya yang sangat beragam[7]. Hal ini menginspirasi banyak peneliti untuk mengembangkan metode pendeteksian gelombang P pada sinyal EKG secara otomatis untuk membantu para dokter jantung. Sejalan dengan hal tersebut penelitian tentang gelombang P untuk menentukan kelainan pada jantung juga terus dilakukan.

Penelitian ini menggunakan *transformasi local distance* untuk mendeteksi gelombang P kemudian dilakukan ekstraksi fitur morfologi gelombang P. Hasil ekstraksi fitur yang didapat selanjutnya dilakukan klasifikasi dengan menggunakan metode *random forest* yang hasil akhirnya berupa hasil prediktif penggolongan morfologi gelombang P menjadi lima kelas yang menunjukkan kelainan pada jantung.

1.2 Rumusan Masalah

Penelitian ini adalah usaha untuk memberikan solusi atas permasalahan tingkat akurasi deteksi gelombang P berbasis morfologi, meskipun lebih efisien dibanding metode berbasis frekuensi namun akurasinya rendah. Hal ini diataranya karena proses preprocessing pada sebagian besar metode pendeteksian gelombang P berbasis temporal yang diusulkan oleh penelitian terdahulu hanya untuk

menghasilkan sinyal ECG yang ideal untuk tujuan umum, sehingga akurasi sangat bergantung dari performa algoritma utama.

Yang kedua adalah permasalahan terkait implementasi deteksi gelombang P. Sebagian besar penelitian terdahulu lebih terfokus pada analisa data gelombang P untuk menentukan kelainan irama/aritmia, masih sedikit yang menganalisa gelombang P terhadap pembesaran atrium. Permasalahan tersebut dicari penyelesaiannya dengan cara mengusulkan dua cara yakni pemilihan dan pengembangan metode pendeteksian gelombang P berbasis temporal yang akurat dan metode analisa data gelombang P untuk menentukan kelainan atrium berupa pembesaran dan atrium fibrilasi dengan mengusulkan metode local distance transform dan klasifikasi random forest.

1.3 Tujuan

Adapun penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan metode pengolahan data gelombang P sinyal ECG yang akurat dan efisien dengan melakukan ekstraksi ciri menggunakan tehnik *transformasi local distance* dan klasifikasi menggunakan *random forest* untuk menganalisa dan mengidentifikasi adanya pembesaran atrium dan atrial fibrilasi.

Sedangkan manfaat dari penelitian ini nantinya diharapkan menambah literatur berkaitan dengan analisis gelombang P sinyal ECG, khususnya dalam menentukan adanya pembesaran atrium dan atrial fibrilasi. Serta membantu ahli jantung dalam pengambilan keputusan.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah untuk penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Penelitian ini menggunakan data rekaman ECG pasien dari Rumah Sakit Muhammadiyah Siti Khotijah Sepanjang Sidoarjo.
2. Data diambil menggunakan mesin ECG standar medis dengan 12 sadapan (Caltexsys ECG MAC 1.1.4.1).
3. Analisa gelombang P hanya dilakukan pada sadapan ke-2(Lead II).
4. Parameter yang digunakan adalah fitur berbasis domain waktu

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

Kajian pustaka merupakan rangkuman singkat yang komprehensif tentang semua materi terkait yang terdapat di dalam berbagai referensi. Bagian ini dapat disajikan dalam tampilan diskusi atau debat antar pustaka. Selain itu juga dapat menjelaskan tentang teknik, peralatan atau teknologi yang akan dan/atau telah digunakan dalam penelitian yang akan/sedang dilaksanakan. Uraian yang ditulis diarahkan untuk menyusun kerangka pendekatan atau konsep yang diterapkan dalam penelitian. Materi yang disampaikan diusahakan dari referensi terbaru dan sumber asli, misalkan dari jurnal, seminar, buku, dan sebagainya.

2.1 Kajian Penelitian Terkait

Penelitian untuk menganalisa gelombang P pada sinyal EKG telah dilakukan beberapa kali, namun hal ini tetap menjadi hal yang menarik dan menantang. Apalagi setelah para peneliti menemukan metode dan teknik baru untuk mendeteksi gelombang P pada sinyal ECG, penemuan tersebut mempermudah dan memotivasi untuk menggali informasi gelombang P lebih mendalam. Berikut akan dipaparkan sejumlah penelitian terdahulu terkait analisa gelombang P. Beberapa metode dan teknik serta pengukuran performa hasil penelitian yang diusulkan akan dibahas lebih mendalam.

A. Diery et.al. melakukan studi analisa morfologi gelombang P LAE dengan mengklasifikasikan tingkat keparahan LAE menjadi tiga kelas yakni LAE tingkat ringan, tingkat menengah dan LAE yang sudah parah[8]. Data yang digunakan adalah 15 subyek dengan LAE ringan, 33 subyek dengan LAE sedang dan 3 subyek penderita LAE parah. Metode pendeteksian gelombang P menggunakan teknik windowing dengan terlebih dahulu mengisolasi kompleks QRS menggunakan dekomposisi wavelet. Ada empat fitur morfologi gelombang P yang diambil sebagai masukan klasifikasi neural network, yaitu Durasi gelombang P, Tegangan P pada lead V1, rasio durasi P/PR interval, dan amplitudo P pada lead II. Klasifikasi berdasar fitur morfologi gelombang P ini menghasilkan akurasi 69%.

Penelitian berikutnya adalah yang dilakukan oleh Snehal G dan E. Upasani [9]. Mereka melaporkan bahwa metode LDA(*Linear Discriminant Classification*) dalam mendiagnosa gelombang P normal, LAE, RAE, dan BE berdasar morfologi gelombang P memiliki akurasi yang lebih baik daripada menggunakan metode konvensional. Dalam penelitian ini ekstraksi fitur gelombang P dilakukan dengan teknik transformasi Wavelet dengan memakai fungsi Mexican Hat(Ricker Wavelet) sebagai mother wavelet. Fitur yang dianalisa adalah durasi P, tinggi gelombang P, total energy, frekuensi puncak, frekuensi median dan *inter quartile range*.

Penelitian terkait analisa morfologi gelombang P berikutnya adalah yang dilakukan oleh Dewangan dan Shukla [10]. Mereka mengajukan metode klasifikasi lima macam aritmia(Normal, RBBB, LBBB, APB, PB dan AVB) dengan menggunakan *Artificial Neural Network*(ANN) pada 15 data rekaman ECG yang berasal dari *database* MIT-BIH dan pysionet.org. Untuk mendeteksi gelombang P dan T digunakan teknik *windowing*. Penjendelaan dilakukan dari 200ms sebelum dan 70ms sesudah puncak gelombang R, kemudian mencari titik maksimal sebagai titik puncak gelombang P. Ada dua macam jenis fitur yang digunakan yakni berbasis morfologi dan beradasar wavelet. Untuk klasifikasi berbasis fitur morfologi diperoleh sensitifitas(SE) 43,92% dan spesifikasi(SP) sebesar 88,77% sedangkan yang menggunakan fitur *wavelet* menghasilkan SE 49.85% dan SP 89.69%.

R. Firoozabadi et al., membuktikan bahwa morfologi gelombang P juga sangat bagus digunakan untuk menentukan adanya kelainan atrial fibrilasi(AFib) pada jantung dengan menggunakan metode klasifikasi *decision tree ensemble* dengan skor rata-rata skor F1 pada training sebesar 96.0% dan hasil pada data test rata-rata skor F1 yang dicapai adalah 95.6%[11]. Untuk menghilangkan artefak dan pengelompokan sinyal ECG dan pencocokan kompleks QRS digunakan algoritma klastering *Neural Network*. Pendeteksian gelombang P dilakukan dengan memeriksa semua titik *fiducial* dan morfologis gelombang P berdasarkan lokasi dan titik amplitudo dan metode jarak vertikal maksimum dengan interval PP yang telah diidentifikasi dengan proses klastering sebelumnya. Data ECG yang digunakan oleh peneliti berasal dari beberapa database aritmia yaitu *PhysioNet*

MIT-BIH, European ST-T, AHA, dan data training dari *PhysioNet/CinC Challenge* 2017.

Sebuah *framework* untuk menentukan kondisi jantung dengan AFib dan non Afib berdasar morfologi sinyal ECG disusun oleh Manan AlMusallam dan Adel Soudani[12]. Fitur yang digunakan adalah interval RR dan muncul/nampak atau absennya gelombang P pada sinyal ECG dari database MIT-BIH AF dan MIT-BIH NSR. Framework ini menghasilkan Se 100% dan Sp 96%. Pendeteksian ada tidak adanya gelombang P dilakukan pada sebuah rentang/daerah yang disebut sebagai interval pencarian. Interval pencarian ini berada pada paruh kedua dari RR interval yang sudah terlebih dahulu dideteksi keberadaannya dengan menggunakan algoritma *Dual Slope (DS) like*. Kemudian dilakukan pencarian titik maksimal/puncak, jika terdeteksi berarti gelombang P ada dan jika sebaliknya maka gelombang P dianggap absen.

Analisa gelombang P untuk menentukan apakah kondisi ECG Afib atau Normal Sinus Rhythm(NSR) telah dilakukan oleh Palimaru et al., menggunakan metode klasifikasi Supports Vector Machines(SVM)[13]. Mereka menggunakan algoritma pelacakan perubahan pada gelombang P sebagai ekstraksi fitur. Penelitian ini melibatkan 44 rekaman dari AFib Termination Challenge Database, MIT-BIH, dan Intracardiac AFib dengan kelas AFib dengan spesifisitas 91,67%, sensitivitas 87,5%, dan akurasi 90,91%.

Osmar Antonio dkk., melakukan analisis terperinci dari durasi dan dispersi gelombang-P dengan menggunakan elektrokardiografi konvensional dengan 12 sadapan pada obyek atrial fibrilasi dan aritmia dengan beberapa tingkat keparahan. Mereka melaporkan bahwa tidak hanya durasi gelombang P, tetapi juga morfologi dan dispersi gelombang P memiliki potensi untuk memberikan informasi tentang substrat anatomis yang menjadi predisposisi pada AF[30]. Gelombang-P dari elektrokardiogram dapat menunjukkan perubahan yang dapat dikaitkan dengan aritmia atrium dan AF serta dispersi gelombang P (PWD), dianggap sebagai penanda EKG noninvasif untuk remodeling atrium dan prediktor untuk AF.

F. Censi et al., mengobservasi morfologi gelombang-P dari 25 pasien yang dipasang alat pacu jantung dengan mengekstraksi tujuh parameter. Parameter

domain waktu klasik, berdasarkan estimasi durasi gelombang-P[31]. Dilaporkan bahwa morfologi gelombang-P dapat secara efektif dimodelkan dengan kombinasi linear dari fungsi Gaussian. Selain itu, kombinasi parameter waktu-domain dan morfologi yang diekstraksi dari model G-fungsi berbasis gelombang P meningkatkan identifikasi pasien yang memiliki risiko berbeda dalam mengembangkan AF. Pendekatan ini menghasilkan akurasi klasifikasi di atas 90%.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh D. Sopic et al., yang mengusulkan sebuah metode klasifikasi multi kelas dengan menggunakan pengklasifikasi random forest pada data ECG dengan durasi 30 sampai 60 detik yang telah dilakukan pelabelan dengan empat kelas yaitu: irama sinus normal, AF, dan jenis irama lain serta sinyal ECG yang sangat bising [32]. Fitur yang digunakan adalah fitur berbasis morfologi sinyal, yaitu HR, gelombang P dan T, Interval PP, PR, RR, QT juga tambahan fitur jumlah *zerro crossing* pada gelombang P dan T. Hasil pegujian performa metode klasifikasi pada skor F1 dari setiap kelas dan skor rata-rata F1 dari semua kelas. Skor F1 akhir diperoleh pada *hidden test* adalah 80%.

Penelitian berikutnya adalah pendeteksian AF berdasarkan tiga karakter fisiologi yaitu 1) Ketidakteraturan detak jantung dan; 2) Tidak adanya gelombang-P dan 3) Adanya gelombang fibrilasi[32]. Berdasarkan karakteristik ini beberapa fitur diekstraksi dari elektrokardiogram 12-lead (ECG) dan dipilih sesuai dengan kemampuan diskriminasinya. Klasifikasi antara AF dan non-AF dilakukan dengan menggunakan model klasifikasi Support Vector Machine (SVM). Dilaporkan bahwa identifikasi pola fibrilasi, menggunakan fitur yang diusulkan, diekstraksi dari analisis EKG 12-lead meningkatkan kinerja algoritma hingga sensitivitas 88,5% dan spesifisitas 92,9%.

Pengukuran EKG permukaan tubuh menggunakan model batang tubuh yang realistis dan heterogen dilakukan oleh A. Loewe et.al[33]. Selama gelombang P awal yang berasal dari sumber di atrium kanan, tidak ada perubahan yang diamati. Setelah atrium kiri diaktifkan, tegangan V_i cenderung menurunkan nilai untuk tingkat hipertrofi yang lebih tinggi. Dengan demikian, amplitudo gelombang P positif akhir menurun sedangkan amplitudo fase terminal negatif

berikutnya meningkat. Penebalan dinding P-wave terminal force – terminal V1 (PTF-V1) dan atrium kiri menunjukkan korelasi 0,95. Durasi gelombang P hampir tidak terpengaruh oleh penebalan dinding atrium kiri. Hasil kami menunjukkan bahwa PTF-V 1 adalah penanda sensitif untuk penebalan dinding atrium kiri dan menjelaskan mengapa itu lebih unggul daripada area gelombang P. Interaksi hipertrofi dan dilatasi atrium kiri dapat menyebabkan korelasi empiris yang buruk dari ukuran atrium kiri dan PTF-V 1.

Teknik baru untuk klasifikasi detak jantung otomatis dari jenis aritmia disajikan oleh Anwar dkk[34]. Representasi fitur hibrida yang ditingkatkan dari segmen detak jantung digunakan berdasarkan pada campuran seperangkat fitur morfologi dan fitur dinamis yang diturunkan. Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan dua belas koefisien proyeksi ICA yang dihitung dari fitur DWT, ditambah empat fitur interval RR, dan nilai energi Teager. Dua jenis skema evaluasi, berorientasi kelas dan subjek, diimplementasikan untuk menganalisis sistem. Pada tolok ukur standar database aritmia MIT-BIH dan database aritmia supraventrikular MIT-BIH, akurasi rata-rata 99,75% dengan akurasi puncak dalam lipatan tunggal 99,9% dalam evaluasi berorientasi kelas tercapai. Keakuratan 99,8% dalam evaluasi berorientasi subjek telah dicapai.

2.2 Teori Dasar

Teori Dasar adalah sebuah konsep dasar dengan pernyataan ilmiah ataupun petunjuk teknis baku yang menjadi landasan yang kuat dalam penelitian yang akan dilakukan. Oleh karena itu berikut akan dipaparkan teori-teori dasar yang relevan dan menjadi acuan dalam pelaksanaan penelitian mengenai analisa gelombang P pada sinyal ECG.

2.2.1 Anatomi dan Fisiologi Jantung

Jantung adalah organ berotot yang berongga dan berbentuk kerucut, letaknya di dekat dinding dada anterior, pada kondisi normal jantung dibungkus oleh perikardium terletak pada mediastinum medialis dan sebagian tertutup oleh jaringan paru. Hampir dua pertiga bagian jantung terletak di sebelah kiri garis media sternum. Ukuran atrium kanan dan berat jantung bervariasi tergantung pada umur, jenis kelamin, tinggi badan, lemak epikardium dan nutrisi seseorang serta aktifitas seseorang[14]. Jantung mempunyai dua bagian utama yaitu atrium atau

serambi dan ventrikel atau bilik. Anatomi jantung dapat dibedakan menjadi dua bagian, yaitu anatomi luar dan anatomi dalam. Pada anatomi luar, antara serambi dan bilik dipisahkan oleh sulkus koronarius, pada bagian sulkus terdapat arteri koroner kanan dan arteri sirkumfleksi yang berasal dari percabangan aorta. Bagian luar antara bilik kanan dan kiri dipisahkan oleh sulkus interventrikuler anterior di sebelah depan, yang ditempati oleh arteri desendens anterior kiri, dan sulkus interventrikularis posterior disebelah belakang, yang dilewati oleh arteri desendens posterior[15].

Sedangkan anatomi dalam jantung terdiri dari empat ruang yaitu atrium kanan dan atrium kiri, serta ventrikel kanan dan ventrikel kiri yang dipisahkan oleh sebuah dinding yang dinamakan septum[16]. Atrium kanan mendapat aliran darah dari sirkuit sistemik melalui dua vena besar yakni vena cava superior dan vena cava inferior. Vena cava superior mengantarkan aliran darah ke atrium kanan dari kepala, leher, dan dada. Vena cava inferior membawa aliran darah ke atrium dari badan dan kedua kaki [17]. Secara anatomis atrium kanan terletak agak ke depan dibanding dengan ventrikel kanan atau atrium kiri. Pada bagian antero-superior atrium kanan terdapat lekukan ruang atau kantung berbentuk daun telinga disebut aurikel. Permukaan endokardium atrium kanan tidak sama, yakni pada posterior dan septal licin dan rata, tetapi pada lateral dan aurikel permukaannya kasar dan tersusun dari serabut serabut otot yang berjalan paralel yang disebut otot pektinatus. Ketebalan rata – rata dinding atrium kanan adalah 2 mm. Ventrikel kanan terletak di dalam rongga dada paling depan, yaitu tepat dibawah manubrium sterni. Sebagian besar ventrikel kanan berada di kanan depan ventrikel kiri dan di medial atrium kiri. Perbedaan bentuk kedua ventrikel dapat dilihat pada potongan melintang. Ventrikel kanan berbentuk bulan sabit atau setengah bulatan, berdinding tipis dengan tebal 4 –5 mm. Secara fungsional ventrikel kanan dapat dibagi dalam alur masuk dan alur keluar. Ruang alur masuk ventrikel kanan (right ventricular inflow tract) dibatasi oleh katup trikuspid, trabekula anterior dan dinding inferior ventrikel kanan. Sedangkan alur keluar ventrikel kanan (right ventricular outflow tract) berbentuk tabung atau corong, berdinding licin terletak dibagian superior ventrikel kanan yang disebut

infundibulum atau konus arteriosus. Alur masuk dan alur keluar dipisahkan oleh krista supraventrikuler yang terletak tepat di atas daun katup trikuspid[16]. Sedangkan atrium kiri menerima darah dari empat vena pulmonal yang bermuara pada dinding postero – superior atau postero-lateral, masing-masing sepasang vena kanan dan kiri. Letak atrium kiri adalah di posterior-superior dari ruang jantung lain, sehingga pada foto sinar tembus dada tidak tampak. Tebal dindingnya 3 mm, sedikit lebih tebal daripada dinding atrium kanan. Endokardiumnya licin dan otot pektinasi hanya ada pada aurikelnya. Ventrikel kiri berbentuk lonjong seperti telur, dimana bagian ujungnya mengarah ke anteroinferior kiri menjadi apeks kordis. Bagian dasar ventrikel tersebut adalah anulus mitral. Tebal dinding ventrikel kiri adalah 2- 3 kali lipat dinding ventrikel kanan. Tebal dinding ventrikel kiri saat diastol adalah 8–12 mm. Katup jantung terdiri atas 4 yaitu katup trikuspid yang memisahkan atrium kanan dengan ventrikel kanan, dua katup semilunar yaitu katup pulmonal dan katup aorta, serta katup mitral atau bikuspid yang menghubungkan antara atrium kiri dengan ventrikel kiri. Katup pulmonal yang menyekat antara ventrikel kanan dengan arteri pulmonalis. Katup aorta adalah katup yang menyekat ventrikel kiri dengan aorta[16].

2.2.2 Sistem Konduksi Jantung

Sistem konduksi jantung dikenal juga dengan nama cardiac conduction system atau juga nodal system. Jantung manusia berdenyut dimulai saat listrik/ impuls merambat sepanjang jalur konduksi jantung. hal ini menyebabkan otot jantung berkontraksi sehingga menimbulkan pemompaan darah oleh jantung. Sistem kelistrikan jantung dimulai dari nodus sinoatrial[18]. Sinyal listrik kemudian disebarkan ke seluruh atrium melalui nodus interatrial (anterior, media dan posterior) dan ke atrium kiri melalui bundle dari Bachman. Di antara atrium dan ventrikel pada sulkus artrioventrikuler terdapat suatu struktur jaringan ikat (cardiac skeleton) yang berfungsi sebagai tempat melekatnya katup jantung. Secara elektrik, komponen ini bersifat sebagai penyekat (insulator) sehingga sinyal listrik tadi tidak dapat lewat ke ventrikel kecuali melalui Nodus Artrioventrikuler (NAV). Selanjutnya impuls masuk ke bundle His, yang

merupakan bagian pangkal (proksimal) dari sistem His-purkinje yang bersifat menghantarkan listrik dengan sangat cepat. Kemudian sinyal listrik ini diteruskan ke berkas cabang kanan dan kiri dan berakhir pada serabut purkinje dan miokard untuk membuat otot jantung berkontraksi.

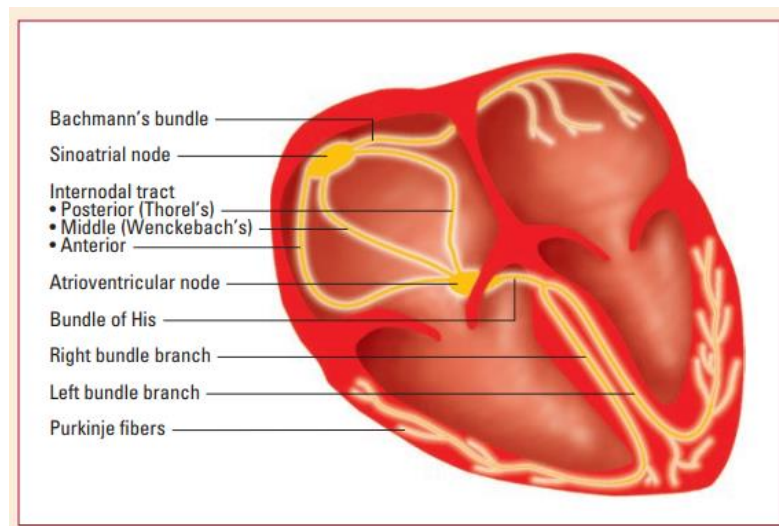
Ada 3 sumber utama pace maker pada otot jantung[14], yaitu :

1. Sinoatrial Node (SA Node): terletak dalam dinding atrium kanan, berisi sel-sel pacemaker yang membuat jantung berdetak [9], SA Node dikenal juga dengan nama cardiac pacemaker, pada keadaan normal dalam 1 menit mampu menghasilkan impuls kecepatan otomatis yang tercepat yaitu sebanyak 80 – 100 kali. Untuk meneruskan impuls dari SA Node ke AV Node keduanya dihubungkan oleh katalisator yang disebut Traktus Internodus.
2. Atrioventrikular Node (AV Node): terdapat pada dinding atrial septum dekat katup atrioventrikular. letaknya didalam dinding septum (sekat) atrium sebelah kanan, tepat diatas katup trikuspid dekat muara sinus koronaris. AV Node mempunyai beberapa fungsi yang penting, yaitu :
 - Menahan impuls jantung selama 0,08 – 0,12 detik untuk memungkinkan pengisian ventrikel selama atrium berkontraksi.
 - Mengatur jumlah impuls atrium yang mencapai ventrikel.
 - AV Node dapat menghasilkan impuls dengan frekuensi 40 – 60 kali permenit.

Seperti halnya SA Node, AV Node juga mempunyai katalisator untuk meneruskan impulsnya sampai pada Purkinje fiber yaitu Bundle of His yang mempunyai diameter 2 mm dan panjang 10 mm, kemudian dilanjutkan ke sistem Bundle Branch yang bercabang menjadi 2 yaitu : Right bundle branch (RBB) dan Left bundle branch (LBB). LBB sendiri bercabang lagi menjadi 3 yaitu : Left Anterior fesikuler, Left Posterior fesikuler dan Left Septal fesikuler.

3. Serabut Purkinje (Purkinje Fiber) : Merupakan bagian ujung dari bundle branch bertugas menghantarkan impuls menuju lapisan subendokard pada ke dua ventrikel, sehingga terjadi depolarisasi yang diikuti kontraksi ventrikel . sel – sel pacemaker di subendokard ventrikel dapat menghasilkan impuls dengan frekuensi 20 – 40 kali permenit. Pacemaker cadangan ini mempunyai fungsi sangat penting untuk mencegah berhentinya jantung saat fungsi SA Node sebagai pacemaker utama terganggu dengan cara mengambil alih fungsi pacemaker.

Gambar 2.1 dibawah ini merupakan gambar sistem konduksi jantung.



Gambar 2.1 Sistem konduksi jantung [14]

2.2.3 ECG

Sampai saat ini Electrocardiogram (ECG) menjadi jenis tes diagnostik kelainan jantung utama. Elektrokardiografi berhubungan dengan aktifitas elektrik dari jantung. ECG merupakan rekaman beda potensial listrik tubuh manusia yang dihasilkan oleh aktivitas ritme jantung, yang dianggap sebagai sinyal yang mewakili fisiologi dari jantung yang bermanfaat dalam mendiagnosis gangguan jantung[4][6]. Penemuan ECG berawal dari keberhasilan Dr. Luigi Galvani, seorang dokter dan fisikawan Italia yang dijuluki sebagai Bapak elektromedicine, merekam aliran listrik dari otot

skelet pada tahun 1786 [19]. Setelah hal ini, beberapa fisikawan dan ahli fisiologi pun berusaha menunjukkan adanya aktivitas listrik di jantung.

Orang pertama yang mengadakan pendekatan sistematis pada jantung dari sudut pandang listrik adalah Augustus Waller[20], yang bekerja di St. Mary's Hospital di Paddington, London. Pada tahun 1887, Waller mempublikasikan elektrokardiogram manusia pertama menggunakan elektrometer kapiler Lippmann terfiksasi pada sebuah proyektor sehingga memungkinkan detak jantung direkam secara real time. Waller lalu mendemonstrasikan teknik perekaman jantung pada the First International Congress of Physiologists tahun 1889 dan disaksikan oleh ahli fisiologi Belanda kelahiran Semarang, Indonesia, Willem Einthoven. Empat tahun kemudian, Einthoven memperkenalkan istilah 'electrocardiogram' pada pertemuan Dutch Medical Association.

Einthoven memperbaiki elektrometer kapiler Lippmann pada tahun 1895 dan mempublikasi sebuah ilustrasi untuk menunjukkan ECG yang telah dikoreksi secara matematis terhadap inersia dan friksi pada sistem kapiler. ABCD digunakan untuk mengindikasikan gelombang yang terbentuk pada elektrometer lama. Kemudian Einthoven menggambar kurva dari elektrometer yang telah diperbarui dan diberi nama PQRST. Pemilihan PQRST diperkirakan terinspirasi oleh Descartes yang menggunakannya huruf-huruf tersebut untuk mengidentifikasi titik-titik berurutan pada kurva.

Selanjutnya pada tahun 1901, Einthoven mempublikasi elektrokardiogram pertama yang direkam dengan menggunakan galvanometer senar, yang lebih sensitive daripada elektrometer kapiler dengan berat 600 pounds, yang merupakan dasar dari alat EKG sadapan. Alat EKG komersial baru diproduksi pada tahun 1911 dan terus berkembang dan diperbarui hingga saat ini terdapat juga alat EKG portable yang bahkan memiliki berat hanya berkisar 100 gram.

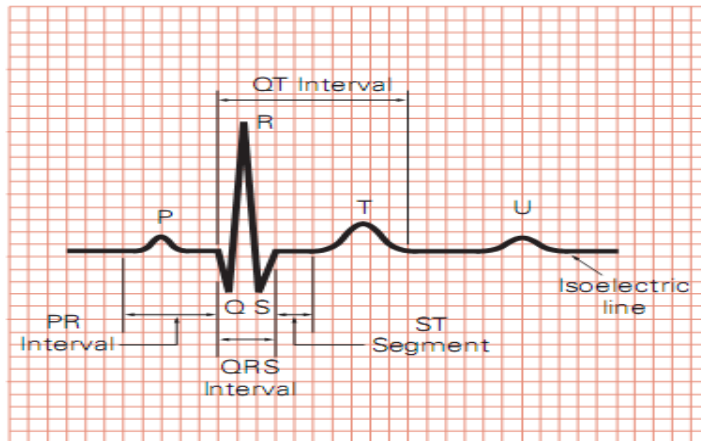
Sinyal ECG tersusun oleh berbagai gelombang yang meliputi gelombang P, kompleks QRS, gelombang T, segmen ST, interval PR dan kadang mungkin gelombang U[14][18].

Gelombang P menggambarkan depolarisasi otot atrium, pada umumnya berukuran kecil dan durasinya 0,11 detik atau kurang[21]. Defleksi negatif pertama setelah gelombang P adalah gelombang Q, yang normalnya berdurasi kurang dari 0,03 detik dan amplitudonya kurang dari 25% gelombang R, sedangkan defleksi positif pertama setelah gelombang P adalah gelombang R, dan gelombang S adalah defleksi negatif pertama setelah gelombang R. Gelombang kompleks QRS menggambarkan depolarisasi otot ventrikel, QRS kompleks ini normalnya berdurasi 0,04 sampai 0,10 detik. Jika gelombangnya secara vertikal kurang dari 5 mm, maka ditulis dengan huruf kecil (q,r,s) bila gelombangnya secara vertikal lebih besar dari 5 mm, ditulis dengan huruf besar (Q,R,S). Tidak semua kompleks QRS memiliki gelombang tadi[14].

Gelombang T menggambarkan repolarisasi otot ventrikel, gelombang ini mengikuti kompleks QRS dan biasanya mempunyai defleksi yang sama dengan kompleks QRS. Gelombang U diduga menggambarkan repolarisasi serat Purkinje tetapi kadang-kadang ditemukan pada pasien dengan hipokalemia (kadar kalium rendah). Gelombang U terjadi setelah gelombang T dan kurang lebih ukurannya sama dengan gelombang P, gelombang ini sering disalah artikan sebagai gelombang P ekstra[4].

Segmen ST yang menggambarkan repolarisasi ventrikel awal berlangsung dari akhir gelombang S sampai permulaan gelombang T, normalnya isoelektrik (tanpa variasi potensial listrik) dan dianalisa untuk mencari tanda penurunan suplai oksigen ke jantung (iskemia). Interval PR diukur mulai dari permulaan gelombang P sampai permulaan gelombang Q atau R dan menggambarkan waktu yang diperlukan untuk depolarisasi atrium dan perlambatan impuls di nodus AV sebelum depolarisasi ventrikel. Pada orang dewasa, interval PR normalnya berdurasi antara 0,12 sampai 0,20 detik. Interval QT, yang menggambarkan waktu total repolarisasi dan depolarisasi ventrikel, diukur dari awal gelombang Q, atau R jika tidak ada gelombang Q, diakhiri dengan gelombang T, Interval QT bervariasi sesuai dengan frekuensi jantung, biasanya kurang dari setengah interval RR (diukur dari permulaan satu gelombang R sampai awal gelombang R berikutnya), dan biasanya

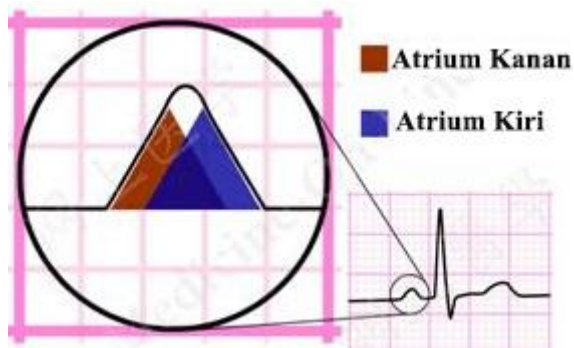
durasinya 0,32 sampai 0,40 detik apabila frekuensi jantungnya 65 sampai 95 denyut per menit. Gambar 2.2 dibawah ini merupakan contoh gambar sinyal ECG beserta komponennya[14].



Gambar 2.2 Sinyal ECG [10]

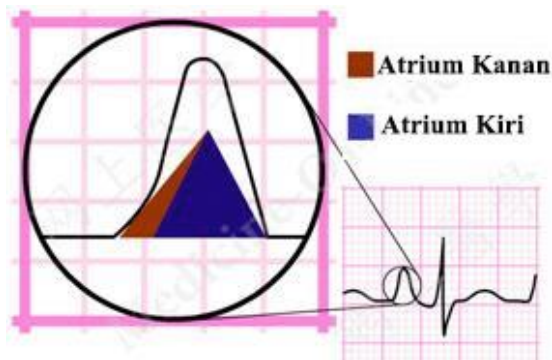
2.2.4 Morfologi Gelombang P

Morfologi gelombang P mencakup dari penampakan gelombang P pada domain waktu yang terdiri dari interval, tinggi, kontur, simetri, gradien dan axis[5][9]. Gelombang P akan selalu positif pada lead 1 dan 2 dan akan negatif pada sadapan aVR. Pada gelombang P normal memiliki kontur membulat dan axis antara 0° sampai $+75^{\circ}$. Dengan panjang interval atau durasi dibawah 120 mili detik. Dengan amplitudo 0.25mV pada limb leads dan 0.15mV pada sumbu precordial[14][18][22].



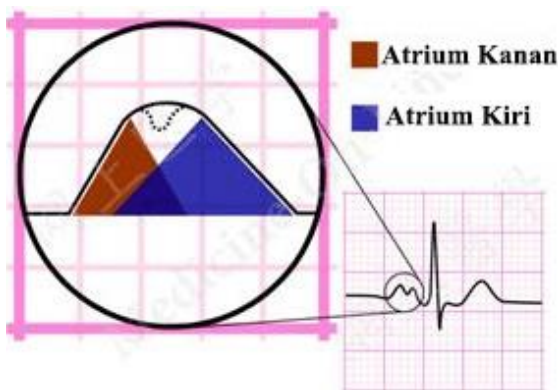
Gambar 2.3 Morfologi Gelombang P Normal [22]

Pada gambar 2.3 depolarisasi serambi kanan diwakili dengan daerah yang diarsir dengan warna coklat sedangkan serambi kiri berwarna biru. Pada morfologi gelombang P dengan pembesaran atrium kanan (RAE) depolarisasi serambi kanan terjadi lebih lama dari normal dan bentuk gelombangnya memanjang ke ujung depolarisasi atrium kiri. Meskipun amplitudo arus depolarisasi atrium kanan tetap tidak berubah, puncaknya sekarang jatuh di atas gelombang depolarisasi atrium kiri. Kombinasi kedua bentuk gelombang ini menghasilkan gelombang P yang lebih tinggi dari normal, meskipun lebarnya tidak berubah.



Gambar 2.4 Morfologi Gelombang P Pembesaran Atrium Kanan(RAE)[22].











Gelombang P dengan pembesaran atrium kiri terjadi saat proses depolarisasi pada atrium kiri lebih lama dari keadaan normal sehingga menghasilkan gelombang P yang memiliki durasi lebih panjang dengan ditandai takik garis putus-putus pada puncak namun kadang juga tidak ada takik ini.



Gambar 2.5. Morfologi Gelombang P Pembesaran Atrium Kiri(LAE)[22].

Morfologi gelombang P dengan pembesaran kedua atrium(BE) ditandai dengan hasil diagnosa dengan ciri-ciri pada pembesaran atrium kanan dan atrium

kiri terjadi pada gelombang P pada sinyal ECG yang sama[22]. Gambar 2.5 menunjukkan ringkasan morfologi gelombang P dengan diagnosa adanya pembesaran atrium.

	Lead II	Lead VI
Normal		
RAE		
LAE		
BE		
AFib		

Gambar 2.6. Kelainan Morfologi Pada Gelombang P.

2.2.5 Metode Deteksi Gelombang P

Diagnose dan Analisa gelombang P pada sinyal ECG secara pemeriksaan manual memerlukan ketelitian dan sulit dilakukan karena gelombang P memiliki ukuran yang kecil sehingga sulit untuk dibedakan dengan sinyal pengganggu serta bentuknya yang bervariasi antara pasien satu dengan yang lain[7]. Gelombang P juga bisa memiliki bentuk yang tidak beraturan, bahkan tidak tampak dan dapat muncul berulang dan kadang tertutup oleh kompleks QRS maupun gelombang T. Oleh karena itu metode deteksi gelombang P secara otomatis sangat diperlukan untuk memberikan solusi atas keterbatasan inspeksi melalui hasil cetak pada kertas ECG.

Pada dasarnya metode untuk mendeteksi gelombang P dibedakan menjadi dua yaitu metode pencarian jendela(*window searching*) dan metode pembatalan QRS-T(*QRS-T cancellation*)[23]. Pada metode pencarian-jendela daerah gelombang P dicari dan ditandai terlebih dahulu berdasar titik fidusia, umumnya adalah titik R, kemudian baru dilakukan deteksi gelombang P.

Batas wilayah pencarian ini sangat penting sebab jika batas pencarian terlalu pendek maka dapat melewati beberapa gelombang P namun jika terlalu panjang maka kemungkinan terjadinya interferensi dengan gelombang lain akan semakin besar. Setelah itu keberadaan gelombang P dapat dideteksi dengan beberapa teknik deteksi yaitu tracking ritme PP, *estimasi adaptif threshold*, transformasi wavelet(WT), filter Kalman, *template matching*, *neural network*, metode *Prony*, *Hidden Markov Model*, transformasi *phasor*, transformasi jarak lokal(*local distance transform*), maupun kombinasi beberapa algoritma.

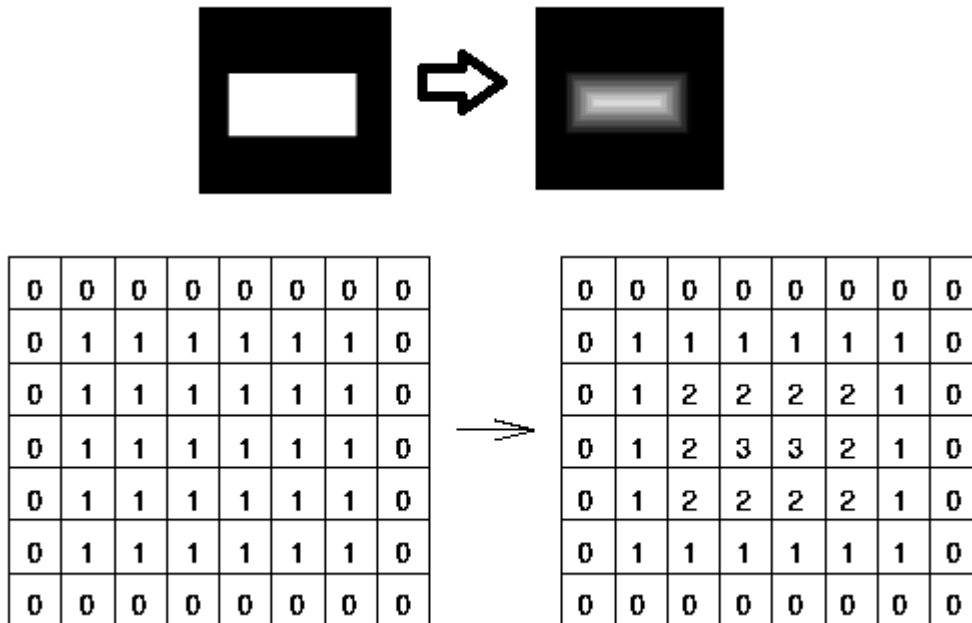
Metode deteksi gelombang P berikutnya adalah pembatalan QRS-T. Komplek QRS dan gelombang T memiliki waktu yang khusus dan karakteristik frekuensi yang khas. Hal ini membuat pemenggalan antar gelombang penyusun ECG lebih mudah. Setelah proses *cancelasi* komplek QRS dan gelombang T fitur-fitur gelombang P akan terlihat dan dapat dilakukan ekstraksi. Meskipun sulit untuk mengambil atribut QRS dan gelombang secara lengkap baik itu pada domain waktu maupun domain frekuensi.

2.2.6 Transformasi Local Distance

Transformasi jarak memerankan peran penting dalam banyak aplikasi morfologi pada pemrosesan citra. Gagasan dasarnya adalah, dengan menggunakan propagasi jarak lokal, memperkirakan jarak euclidean dengan cara yang sederhana secara komputasi. Transformasi jarak merupakan operator yang biasanya hanya diterapkan pada gambar biner. Hasil transformasi adalah gambar tingkat abu-abu yang terlihat mirip dengan gambar input, kecuali bahwa intensitas tingkat abu-abu dari titik-titik di dalam wilayah latar depan diubah untuk menunjukkan jarak ke batas terdekat dari setiap titik.

Salah satu cara untuk berpikir tentang transformasi jarak adalah dengan pertama-tama membayangkan bahwa daerah terluar dalam gambar biner input terbuat dari beberapa bahan terbakar lambat yang seragam dan tidak terbakar. Kemudian pertimbangkan untuk secara bersamaan menyalakan api di semua titik pada batas wilayah areal depan dan

membiarkan api membakar jalannya ke interior. Jika kita kemudian memberi label pada setiap titik di bagian dalam dengan jumlah waktu yang dibutuhkan api untuk mencapai titik tersebut, maka kita telah secara efektif menghitung transformasi jarak di wilayah itu. Gambar 2.6 menunjukkan transformasi jarak untuk bentuk persegi panjang sederhana.



Gambar 2.7 Transformasi jarak pada bentuk sederhana[28].

Transformasi jarak memiliki keunggulan dalam sisi efisiensi komputasi, linear dalam jumlah piksel dan cepat dalam praktek. Pada perkembangannya transformasi jarak diterapkan pada beberapa obyek penelitian diantaranya yaitu :

1. Pencocokkan citra dan pengenalan obyek meliputi pencocokkan ruang topologi terpisah (Hausdorff), dan *Chamfer matching* juga untuk mereduksi suatu gambar digital menjadi ukuran yang paling minimum agar dapat diproses dengan mudah oleh mesin (Skeletonisasi)
2. Perencanaan jalur dan navigasi termasuk menghindari halangan (obstacles) dan menghitung obyek/halangan yang bergerak.
3. Pencocokkan berbasis kedekatan, untuk setiap titik set A ke titik set B, namun bukan korespondensi (pencocokkan satu ke satu).
4. Juga untuk dilatasi berbasis morfologi.
5. Pada bidang kesehatan diantaranya untuk pengenalan sinyal ECG.

Transformasi *local distance* adalah transformasi jarak yang mengacu pada perhitungan titik jarak maksimum dari masing-masing titik pada kurva sinyal ke garis yang menghubungkan titik awal dan akhir yang diidentifikasi sebagai titik fitur kurva sinyal, yaitu onset dan ujung kurva sinyal (offset). Dari sudut pandang morfologi transformasi *local distance* adalah titik kelengkungan maksimum, yang sesuai dengan penilaian subyektif orang[23]. Transformasi jarak dapat dihitung dengan dua cara pemindaian, penghitungan maju dan penghitungan mundur dalam satu kurva, mengingat hanya lingkungan kecil di sekitar setiap pixel / voxel atau segmen gelombang.

Berikut adalah persamaan dari transformasi jarak :

$$d(p, q) = \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + \dots + (q_n - p_n)^2} \dots\dots (2.1)$$

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=0}^n (q_i - p_i)^2}$$

Di mana :

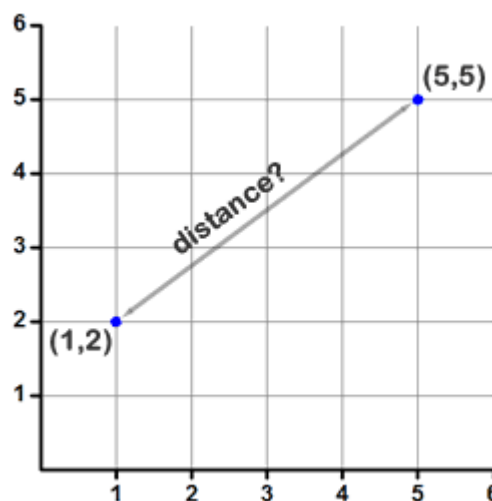
D(p,q) : Jarak Euclidean antara p dan q

p : Titik koordinat awal pengukuran

q : Titik koordinat akhir pengukuran

n : Dimensi

Di mana d(p, q) adalah ukuran jarak antara p dan q. Secara intuitif, untuk setiap titik p kita menemukan titik q yang dekat dengan p. untuk lebih mudahnya diberikan contoh menghitung jarak seperti pada gambar 2.7 berikut ini.



Gambar 2.8 Contoh menghitung jarak antara dua titik

Titik pertama mempunyai kordinat (1,2). Titik kedua ada di kordinat (5,5). Caranya adalah kurangkan setiap kordinat titik kedua dengan titik yang pertama. Yaitu, (5-1,5-2) sehingga menjadi (4,3). Kemudian pangkatkan masing-masing sehingga memperoleh (16,9). Kemudian tambahkan semuanya sehingga memperoleh nilai $16+9 = 25$. Hasil ini kemudian diakarkan menjadi 5. Sehingga jarak euclideannya adalah 5. Secara ringkas dapat ditulis sebagai berikut:

$$d(p, q) = \sqrt{(5 - 1)^2 + (5 - 2)^2}$$

$$d(p, q) = \sqrt{16 + 9}$$

$$d(p, q) = \sqrt{25} = 5$$

Contoh dari algoritma transformasi local distance dapat dijelaskan dengan urutan sebagai berikut.

1. Pertama adalah inisialisasi: For all q.
 $D_f \leftarrow f$
2. Penghitungan maju (forward); untuk q=1 sampai dengan n-1.
 $D_f(q) \leftarrow \min(D_f(q), D_f[q-1]+1)$
3. Penghitungan mundur (backward); untuk q=n-2 berkurang (decrement) hingga q=0.
 $D_f(q) \leftarrow \min(D_f(q), D_f(q + 1) + 1)$.

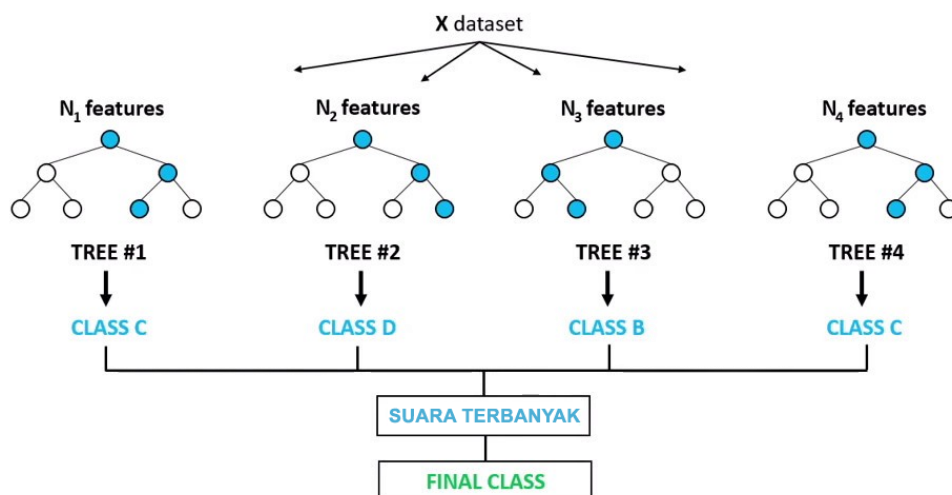
Nilai-nilai dari transformasi jarak diinisialisasi dengan nilai-nilai f itu sendiri. Pada umpan maju, setiap elemen berturut-turut $D_f(q)$ diatur ke minimum nilainya sendiri dan satu ditambah nilai elemen sebelumnya (ini dilakukan "di tempat" sehingga pembaruan saling mempengaruhi). Dalam pass mundur setiap item secara analog diatur ke minimum nilainya sendiri dan satu ditambah nilai elemen berikutnya.

Pada penerapan transformasi jarak lokal dilakukan pemilihan segmen bantu yang mengandung titik-titik fitur ekstraksi pada sinyal (kurva). Kualitas segmen tambahan sangat mempengaruhi bentuk gelombang yang ada pada batas area pengenalan/pencarian. Syarat segmen bantu yang baik adalah memenuhi dua kriteria, yaitu paling banyak ada satu titik puncak yang terdapat di kurva sinyal dari segmen bantu, yang kedua adalah segmen bantu

harus cukup panjang untuk menampung titik-titik fitur yang akan diekstraksi. Pada sinyal ECG metode transformasi jarak lokal dapat digunakan untuk mengenali gelombang P sebenarnya dengan menganalisis amplitudo dan lebar waktu kandidat gelombang P. penghitungan jarak Ponset digunakan penghitungan mundur sedangkan untuk penghitungan Poffset digunakan penghitungan maju.

2.2.7 Random Forest

Pohon Keputusan (*decision tree*) telah banyak digunakan pada berbagai macam masalah karena melihat efisiensi waktu dalam menganalisa dan keakuratan klasifikasinya. Salah satu pengembangan dari pohon keputusan adalah metode klasifikasi Random Forest. Metode ini diperkenalkan oleh Leo Breiman. Penggunaan metode random forest untuk menghasilkan pohon gabungan (aggregating) telah memberikan dugaan yang lebih tinggi akurasi dibandingkan dengan pohon tunggal. Untuk masalah klasifikasi, pohon yang dibangun adalah pohon klasifikasi dan hasil prediksi random forest adalah berdasarkan majority vote (suara terbanyak), yaitu kategori atau kelas yang paling sering muncul sebagai hasil prediksi dari k pohon klasifikasi. Dengan proses pemilihan atribut yang acak. Gambar 2.8 berikut ini menunjukkan skema dari Random Forest.



Gambar 2.9 Skema algoritma Random Forest

Pada gambar terlihat bahwa Random Forest terdiri dari beberapa pohon keputusan, tidak seperti decision tree yang hanya satu. Algoritma

hutan acak bergantung pada beberapa pohon keputusan yang semuanya dilatih sedikit berbeda, semuanya dipertimbangkan untuk klasifikasi akhir.

Pada setiap Pohon keputusan (Tree1, Tree2, Tree3, Tree4, dst..) ada struktur seperti bagan alur yang terbuat dari simpul dan cabang. Pada setiap node, pemisahan pada data dilakukan berdasarkan pada salah satu fitur input, menghasilkan dua atau lebih cabang sebagai output. Semakin banyak pemisahan dibuat di node yang akan datang dan semakin banyak cabang dihasilkan untuk mempartisi data asli. Ini berlanjut sampai sebuah simpul dihasilkan di mana semua atau hampir semua data milik kelas yang sama dan pemisahan lebih lanjut, atau cabang tidak lagi memungkinkan.

Seluruh proses ini menghasilkan struktur seperti pohon. Simpul pemisah pertama disebut simpul akar. Node akhir disebut daun dan dikaitkan dengan label kelas. Jalur dari root ke daun menghasilkan aturan klasifikasi. Jika hanya pemisahan biner yang memungkinkan, kita berbicara tentang pohon biner. Namun, padapenelitian ini, kami ingin membahas pohon keputusan non-biner dan hal ini yang lebih umum.

Mari kita bayangkan ini dengan sebuah contoh. Kami mengumpulkan data tentang kelainan atrium pada pasien, yaitu, apakah orang tersebut mengalami kelainan atrium (fibrilasi atrium atau pembesaran atrium) atau normal, berdasarkan berbagai kondisi morfologi gelombang P pada ECG-nya sebagai fitur input. Misalnya, durasi gelombang P, interval PR, tinggi gelombang P, kesimetrian gelombang P, dan jumlah kemunculan gelombang P. Fitur input sering juga disebut sebagai atribut non-target atau variabel independen. Kami sekarang ingin membangun pohon keputusan yang akan memprediksi kondisi atrium pada ECG data set (normal atau terdapat kelainan). Fitur kondisi atrium juga dikenal sebagai target atau variabel dependen.

Jika kami tahu tentang aturan klasifikasi yang tepat, kami dapat membuat pohon keputusan secara manual. Tapi ini jarang terjadi. Apa yang biasanya kita miliki adalah data: fitur input di satu sisi dan fitur target untuk diprediksi di sisi lain. Sejumlah prosedur otomatis dapat membantu kami mengekstrak aturan dari data untuk membangun pohon keputusan seperti itu.

Dalam semua itu, tujuannya adalah untuk melatih pohon keputusan untuk mendefinisikan aturan untuk memprediksi variabel target, yang dalam contoh kita adalah apakah kondisi atrium normal atau ada kelainan.

Pada pembangunan tree, Random Forest dapat menangani data dengan dimensi tinggi dengan baik dibanding model classifier lainnya. Berbeda dengan Decision Tree biasa, overfitting diatasi dengan menjaga variansi model tree dalam forest. Dalam Random Forest umumnya tidak terdapat leaf pruning (penghilangan node leaf), tetapi variasi Random Forest seperti Hough Forest dalam implementasinya menerapkan leaf pruning untuk menghilangkan leaf node dengan probabilitas rendah.

Pengelompokan random forest memilih subset fitur acak untuk digunakan pada setiap pemisahan keputusan, yang membantu mengurangi korelasi antara pohon keputusan. Selanjutnya, untuk menghindari overfitting dari model klasifikasi, biasanya dilakukan cross-validasi ini bisa dilakukan pada data yang sama maupun data pelatihan yang tidak seimbang[24]. Metode klasifikasi ini cukup baik hasil akurasi dibandingkan dengan metode klasifikasi lain (Support vector machine, discriminant analysis, dan decision trees)[25].

Berikut ini karakteristik akurasi pada random forest.

1. Memusatkan Random Forest, random forest tidak overfit saat tree di tambahkan, tetapi menghasilkan nilai yang terbatas pada error.
2. Kekuatan dan korelasi, nilai kekuatan yang semakin besar menunjukkan bahwa akurasi prediksinya semakin baik. Definisi formal mengenai kekuatan dapat dilihat di Breiman (2001). Pertidaksamaan tersebut mengarahkan bahwa jika ingin memiliki Random forest yang memuaskan maka haruslah diperoleh banyak tree tunggal dengan rata-rata korelasi antar pasangan dugaan dari dua tree tunggal yang kecil dan kekuatan yang besar. Jadi kekuatan tidak bergantung pada forest.
3. Pada Random Forest, Bagging digunakan untuk pemilihan fitur secara random. Masing – masing training set diambil dengan penggantinya dari training set asli. Kemudian sebuah tree di

tanam pada sebuah training set menggunakan seleksi fitur random. Ada dua alasan penggunaan bagging yaitu yang pertama penggunaan bagging untuk meningkatkan akurasi ketika fitur random digunakan. Yang kedua bagging digunakan untuk memberikan perkiraan dari kesalahan generalisasi dari gabungan tree, untuk memperkirakan kekuatan dan korelasi. Random Forest yang paling sederhana dengan fitur random dibentuk dengan seleksi secara random, pada masing-masing node, sebuah grup kecil dari input variable yang terbagi. Membentuk tree menggunakan metodologi CART ke ukuran yang maksimum.

4. Random Forest menggunakan kombinasi input yang linear, misalkan terdapat beberapa input, M, F mengambil fraksi pada M yang akan memimpin dalam meningkatkan kekuatan tetapi pada korelasi yang tinggi. Pendekatan yang lain terbentuk dengan mendefinisikan lebih banyak fitur dengan mengambil kombinasi random linear dari sejumlah variable input. Fitur tersebut variabel L yaitu jumlah dari variable yang dikombinasikan. Variabel L secara random diseleksi dan ditambahkan bersama dengan koefisien yang memiliki nomor random $[-1,1]$. Kombinasi linear F dihasilkan. Prosedur ini di sebut Forest-RC.

Untuk menggunakan proses filter dan klasifikasi maka dalam penelitian ini menggunakan sebuah tool yaitu WEKA 3.6 (Hall et al., 2009). Tool ini merupakan ciptaan Mark Hall dan koleganya di Universitas Waikato Selandia Baru sebelum menjadi bagian dari Pentaho. WEKA merupakan aplikasi data mining open source berbasis Java. WEKA adalah singkatan dari The Waikato Environment for Knowledge Analysis. Proyek WEKA merupakan proyek yang didanai oleh pemerintah Selandia Baru mulai dari tahun 1993 hingga pada saat ini, terutama dalam perkembangan dan perbaikan terhadap bugs dan algoritma yang digunakan. Program ini bertujuan untuk membangun sebuah fasilitas terbaru untuk membantu perkembangan ekonomi di negara Selandia Baru. Tujuan spesifik proyek ini adalah untuk membuat sebuah sarana kerja dalam hal machine learning.

Sekarang ini WEKA sudah banyak digunakan para peneliti untuk proses klasifikasi, klusterisasi dan lain sebagainya. WEKA terdiri dari beberapa algoritma yang dapat digunakan untuk generalisasi dan formulasi dari sekumpulan data sampling. Tingkat akurasi yang baik dari proses klasifikasi tergantung dari penggunaannya terutama dalam pemilihan algoritma yang tepat dalam WEKA. Adapun tampilan antarmuka WEKA GUI Chooser dapat dilihat pada gambar 2.6.

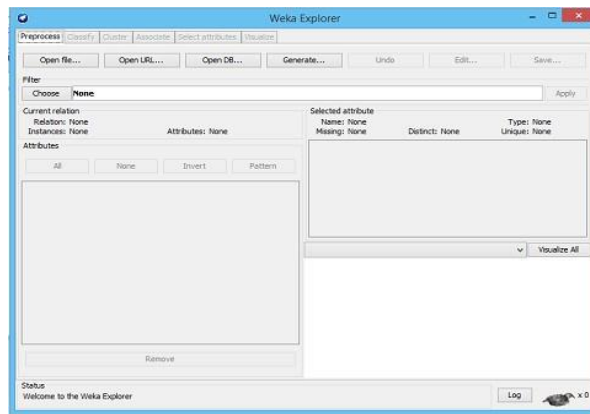


Gambar 2.10. Tampilan GUI Chooser pada WEKA

Ada empat tombol yang terlihat pada form gui chooser WEKA. Keempat tombol tersebut masing – masing mempunyai fungsi yang berbeda. Adapun fungsi masing –masing tombol tersebut adalah :

- Tombol Explorer digunakan untuk menggali informasi dari sekumpulan data, juga digunakan untuk proses klasifikasi dan klustering (pengelompokan)
- Tombol Experimenter digunakan untuk pengujian statistik
- Tombol KnowledgeFlow untuk pengetahuan pendukung
- Tombol Simple CLI digunakan untuk mengeksekusi perintah dengan menggunakan command line

WEKA menggunakan interface/antarmuka yang memberi kemudahan bagi penggunaannya karena berbasis grafis. Untuk melakukan proses klasifikasi khususnya proses dalam penelitian ini, maka akan digunakan tombol explorer untuk membuka jendela WEKA Explorer seperti pada gambar 2.7.



Gambar 2.11. Tampilan antarmuka WEKA Explorer

Sebelum dataset diproses dalam machine learning, proses filter perlu dilakukan untuk memilih dataset yang tidak mengandung noise (dataset outliers). Sebelumnya telah dipaparkan perlunya diadakan filter tersebut. Pada WEKA proses filter bisa dilakukan terhadap atribut ataupun dataset (instances). Untuk melakukan filter terhadap atribut maupun dataset, WEKA mempunyai beberapa algoritma baik yang supervised maupun unsupervised.

2.2.8 Bahasa Pemrograman Python

Bahasa pemrograman python adalah bahasa pemrograman tinggi yang dapat melakukan eksekusi sejumlah instruksi multi guna secara langsung (interpretatif) dengan metode orientasi objek (Object Oriented Programming) serta menggunakan semantik dinamis untuk memberikan tingkat keterbacaan syntax. Sebagai bahasa pemrograman tinggi, python dapat dipelajari dengan mudah karena sudah dilengkapi dengan manajemen memori otomatis (pointer).

Python dapat digunakan secara bebas, bahkan untuk kepentingan komersial sekalipun. Banyak perusahaan yang mengembangkan bahasa pemrograman python secara komersial untuk memberikan layanan. Misalnya Anaconda Navigator, adalah salah satu aplikasi untuk pemrograman python yang dilengkapi dengan tool-tool pengembangan aplikasi.

Python diklaim mampu memberikan kecepatan dan kualitas untuk membangun aplikasi bertingkat (Rapid Application Development). Hal ini didukung oleh adanya library dengan modul-modul baik standar maupun

tambahan misalnya NumPy, SciPy, dan lain-lain. Python juga mempunyai komunitas yang besar sebagai tempat tanya jawab.

Mesin pencari Google dan youtube adalah contoh nyata dari penggunaan bahasa pemrograman python dalam kehidupan sehari-hari. NSA(Badan Keamanan Nasional) menerapkan Python untuk analisa intelijen dan kriptografi. Python dapat digunakan untuk melakukan riset ilmiah untuk mempermudah perhitungan numerik. Misalnya penerapan algoritma KNN, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, dan lain-lain. Artifisial intelejen beerbasis python juga berjasa besar dalam revolusi prediksi penyakit dan deteksi cedera untuk mengawasi dan memelihara kesehatan. Python juga banyak digunakan untuk membangun aplikasi-aplikasi praktis di bidang medis. Python digunakan di berbagai bidang pengembangan.

Dalam bidang scientist atau penelitian, bahasa Python sangat menjanjikan. Dalam penggunaannya ada beberapa Library yang disediakan Python yang digunakan dalam penelitian ini diantaranya adalah sebagai berikut :

2.2.8.1 Numpy

NumPy adalah sebuah library pada Python yang berfungsi untuk melakukan operasi vektor dan matriks dengan mengolah array dan array multidimensi, serta untuk menjalankan fungsi matematika tingkat tinggi. NumPy adalah modul yang menyediakan objek-objek matematika yang memudahkan dalam melakukan perhitungan. Untuk menggunakan SciPy, biasanya membutuhkan NumPy. Objek utama yang disediakan NumPy adalah array yang dapat berperan sebagai matrix. Array ini tidak sama dengan array biasa pada bahasa-bahasa pemrograman secara umum. Biasanya NumPy digunakan untuk kebutuhan dalam menganalisis data. Nenek moyang NumPy, Numeric, pada awalnya diciptakan oleh Jim Hugunin dengan kontribusi dari beberapa pengembang lainnya. Pada tahun 2005, Travis Oliphant menciptakan NumPy dengan memasukkan fitur-fitur dari Numarray yang bersaing ke Numeric, dengan modifikasi ekstensif. NumPy adalah perangkat lunak sumber terbuka yang memiliki banyak kontributor.

2.2.8.2 Scipy

SciPy adalah Library Python yang digunakan untuk komputasi ilmiah dan komputasi teknis. SciPy berisi modul untuk optimasi, aljabar linier, integrasi, interpolasi, fungsi khusus, FFT, pemrosesan sinyal dan gambar, pemecah ODE, integral numerik, menyelesaikan persamaan differensial secara numerik, optimisasi, interpolasi, pemrosesan sinyal, dan tugas-tugas lain yang umum dalam ilmu pengetahuan terkini.

SciPy dibangun di atas objek array NumPy dan merupakan bagian dari Library NumPy yang mencakup alat-alat seperti Matplotlib, Panda dan SymPy. Library NumPy ini memiliki pengguna yang mirip dengan aplikasi lain seperti MATLAB, GNU Octave, dan Scilab. Library SciPy saat ini didistribusikan di bawah lisensi BSD, dan pengembangannya disponsori dan didukung oleh komunitas open source. Ini juga didukung oleh NumFOCUS, sebuah yayasan komunitas untuk mendukung ilmu yang dapat direproduksi dan diakses.

2.2.8.3 Matplotlib

Matplotlib adalah Library yang sangat penting untuk membuat visualisasi grafik. Melalui data-data yang diperoleh dari hasil komputasi, dapat menggambarkan grafik yang diinginkan. Jika tidak ada modul ini, data-data yang diperoleh menggunakan NumPy dan SciPy tidak dapat divisualisasikan. Matplotlib menyediakan banyak fungsi di antaranya untuk menggambar grafik biasa, grafik polar, plot kontur, grafik 3D, grafik 2D, grafik polar, grafik kontur, dan sebagainya. SciPy memanfaatkan Matplotlib.

Matplotlib awalnya ditulis oleh John D. Hunter, memiliki komunitas pengembangan yang aktif, dan didistribusikan di bawah lisensi BSD. Pada 23 Juni 2017, matplotlib 2.0.x mendukung versi Python 2.7 hingga 3.6. Matplotlib 1.2 adalah versi pertama dari matplotlib untuk mendukung Python 3.x. Matplotlib 1.4 adalah versi terakhir dari Matplotlib untuk mendukung Python 2.6. Matplotlib tidak mendukung Python 2 hingga 2020 dengan menandatangani Pernyataan Python 3.

2.2.8.4 CSV

CSV atau comma separated value adalah salah satu tipe file yang digunakan secara luas di dunia programming. Tidak hanya itu CSV pun sering digunakan dalam pengolahan informasi yang dihasilkan spreadsheet untuk diproses lebih lanjut melalui mesin analitik. CSV pun dianggap sebagai file yang agnostik karena dapat digunakan oleh berbagai database untuk proses backup data. File .csv merupakan format yang sederhana. Setiap baris dipisahkan dengan ganti baris (Enter) dan setiap kolom dipisahkan oleh tanda koma atau double comma. Cara membuatnya pun sangat mudah, yaitu dengan menggunakan teks editor biasa, kemudian menyimpannya ke dalam ekstensi .csv.

Keunggulan file CSV dibanding format data lainnya adalah soal kompatibilitas. File CSV dapat digunakan, diolah, diekspor/impor, dan dimodifikasi menggunakan berbagai macam perangkat lunak dan bahasa pemrograman, termasuk bahasa pemrograman python.

Untuk pengolahan data berformat CSV salah satu library yang dibutuhkan adalah library CSV dengan menggunakan perintah “import csv”, Di Python, hasil pembacaan setiap baris pada file CSV akan dikonversi menjadi list Python.

2.2.8.5 TkInter

Untuk membuat sebuah Tampilan dari sebuah aplikasi berbasis GUI(Graphical User Interface) di python dapat memanfaatkan library TkInter. Library ini merupakan sebuah GUI yang digunakan oleh python secara build in yang artinya tidak perlu menginstall tambahan yang lain atau bisa dikatakan jika tkinter ini sudah menjadi satu kesatuan dengan bahasa pemrograman python.. Sehingga, jika menginstall python, maka TkInter juga telah terpasang.

Untuk memanggil modul TkInter ada dua cara, yang pertama adalah dengan kode program “*import tkinter*”, atau dengan cara kedua yaitu dengan menulis kode “*from tkinter import **”. Dua kode program ini fungsinya sama-sama mengimport semua modul yang ada pada tkinter.

2.2.9 FILTER

Filter adalah operasi matematika digital atau algoritma yang digunakan untuk pengelolaan sinyal, seperti melewati atau memilih frekuensi tertentu. Berdasarkan frekuensi yang dilewatkan, ada bermacam jenis filter yang dikenal, yaitu:

- 1) Low Pass Filter (LPF) : melewati frekuensi lemah/di bawah frekuensi *cutt-offnya*,
- 2) High Pass Filter (HPF) : melewati frekuensi tinggi/di atas frekuensi *cutt-offnya*,
- 3) Band Pass Filter (BPF) : melewati frekuensi antara kedua frekuensi *cut-offnya*.
- 4) Band Reject Filter/ Band Stop Filter : melewati frekuensi di bawah batas *cut off* dan frekuensi yang lebih tinggi dari batas atas *cut-offnya*.
Yaitu menahan frekuensi di antara dua nilai cut off yang diberikan.

Sedangkan berdasarkan perancangan dan fungsinya ada beberapa jenis filter yang dikenal, antara lain;

- 1) Butterworth,
- 2) Chebyshev,
- 3) Invers Chebyshev, dan
- 4) Cauer.

Berikut penjelasan tentang filter yang digunakan dalam penelitian ini, yakni butterworth dan slope filter.

1. Butterworth Filter

Butterworth band-pass filter kausal dan berbagai orde, urutan terendah yang terbaik (terpendek) dalam domain waktu, dan orde yang lebih tinggi menjadi lebih baik dalam domain frekuensi. Tidak ada ekspresi matematika sederhana untuk koefisien filter sebagai fungsi ketertiban dan frekuensi cutoff. Dalam domain frekuensi koefisien filter memiliki nilai kompleks.

Respon frekuensi dari filter Butterworth maksimal datar (tidak memiliki riak) di passband, dan berguling menuju nol di stopband tersebut. Ketika dilihat pada plot logaritmik, respon linear dari lereng menuju tak terhingga negatif. Untuk filter orde pertama, respon gulungan turun di -6 dB per oktaf (-20 dB per dekade). Untuk orde kedua Butterworth filter, respon berkurang pada -12 dB per oktaf, urutan ketiga-di -18 dB, dan sebagainya. Filter Butterworth memiliki fungsi besar monoton berubah dengan frekuensi. Ini adalah filter Butterworth yang mempertahankan bentuk yang sama tapi dengan penurunan curam di stopband tersebut.

Frekuensi sudut adalah frekuensi transisi rentang antara Pass Band dan Stop Band. Untuk filter Butterworth ini akan menjadi frekuensi di mana sinyal -3,01 dB dengan mengacu pada amplitudo Pass Band.

Keuntungan penggunaan Butterworth adalah flat pada Pass Band & Stop Band, mudah dirancang. Sedangkan kerugiannya antara lain memerlukan orde yang lebih tinggi untuk memenuhi spesifikasi tertentu.

Ciri-ciri Butterworth :

- a. $\omega = T \rightarrow$ Frekuensi setengah daya
- b. Memiliki nilai redaman (attenuation) yang lebih kecil dari chebyshev
- c. Nilai Q lebih kecil
- d. Fasa lebih linier

Parameter Input Band Pass Filter Butterworth

- a. F1: low corner frequency [Hz]
- b. F2 : high corner frequency [Hz]
- c. N : order (positive integer below 11, default value = 4)

Untuk pengolahan data ECG maka diperlukan filter untuk pra proses seperti untuk menghilangkan derau atau memperbaiki kualitas sinyal ECG. Beberapa jenis filter yang biasa digunakan dalam pengelolaan sinyal ECG yaitu filter derivatif dan adaptif serta filter Butterworth tipe bandpass.

Berikut adalah persamaan matematis untuk filter Butterworth :

$$|H(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1+\varepsilon^2\left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}}} \dots\dots\dots(2.2)$$

Pada $\omega = \omega_c$

$$|H(j\omega_c)| = \frac{1}{\sqrt{1+\varepsilon^2}} \dots\dots\dots(2.3)$$

Di mana:

$H(j\omega)$: Fungsi transfer pada frekuensi sudut ω

ω : Frekuensi sudut dan sama dengan $2\pi f$

ω_c : Frekuensi cutoff dinyatakan sebagai nilai sudut dan sama dengan $2\pi f_c$

ε : Parameter Butterworth filter

n : Orde filter

Parameter ε menentukan variasi maksimum di daerah transmisi passband A_{max} , sehingga

$$A_{max} = 20 \log \sqrt{1 + \varepsilon^2} \dots\dots\dots(2.4)$$

$$\varepsilon = \sqrt{10^{\frac{A_{max}}{10}} - 1} \dots\dots\dots(2.5)$$

Di mana:

A_{max} : Deviasi maksimum di daerah passband

ε : Parameter Butterworth filter

Deviasi maksimum di daerah passband(A_{max}) terjadi pada ujung passband sehingga turunan fungsi Butterworth bernilai nol untuk $\omega = 0$.

Di ujung stopband $\omega = \omega_s$, redaman filter Butterworth adalah :

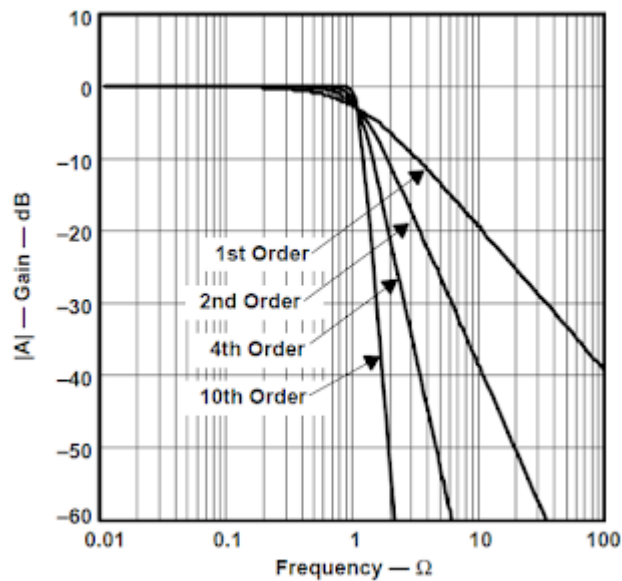
$$A(\omega_s) = 10 \log \left\{ 1 + \varepsilon^2 \left[\frac{\omega_s}{\omega_p} \right]^{2n} \right\} \dots\dots\dots(2.6)$$

Di mana

$A(\omega_s)$: Redaman filter

- ω_s : Ujung stopband
- ω_p : Ujung passband
- ϵ : Parameter Butterworth filter
- n : Orde filter

Gambar 2.10 berikut adalah grafik respon frekuensi dari filter butterwoth dengan beberapa nilai orde filter yang berbeda.



Gambar 2.12 Karakteristik filter Butterworth[29].

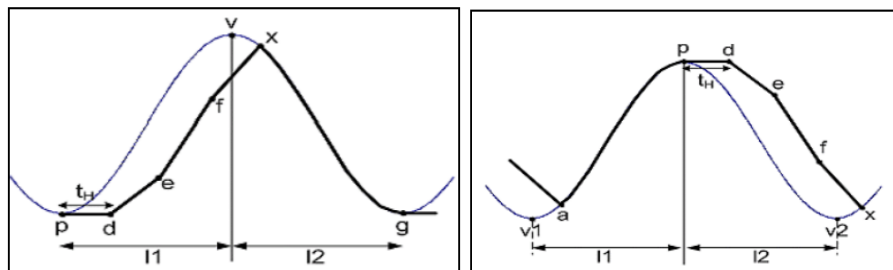
2. Filter Slope

Salah satu hal penting dari sifat filter adalah ketajaman filter yang dinyatakan dengan kemiringan (slope) atau sering juga dinyatakan dengan jumlah kutub (pole) filter tersebut. Slope adalah turunan dari fungsi yang grafiknya adalah kurva yang diberikan dievaluasi pada titik yang ditunjuk. Dalam pengolahan sinyal, kemiringan n biasanya bernilai 1 sampai 8. Slope juga dinyatakan sebagai laju peluruhan amplitudo dalam dB/oktav. Perancangan frekuensi cut off pada filter akan menentukan kualitas sinyal pada daerah slope. Pada saat signal positif laju slope positif melambat, begitu juga slope negatif akan melambat pada saat signal negatif. Dan puncaknya akan

berkorepondensi pada titik zero crossing antara signal positif dan negatif.

Deteksi slope banyak diaplikasikan pada beberapa pengolahan sinyal diantaranya bidang komunikasi radio, merancang proses pemulihan pembawa untuk sistem komunikasi yang menggunakan modulasi quadrature. Filter slope digunakan untuk memanipulasi persamaan regresi linier klasik ke dalam bentuk yang dirancang untuk perhitungan yang efisien. Pada sistem komunikasi radio FM AM sinyal dari proses limiter di filter dengan menggunakan deteksi slope untuk Mendekatkan kemiringan dari sinyal sesuai dengan sinyal asli sehingga diperoleh sinyal audio yang kemudian dilewatkan ke dalam speaker sehingga kita dapat mendengar informasi suara.

Penerapan lain dari filter slope adalah pada pemrosesan sinyal biomedik, pengenalan pola, segmentasi maupun deteksi gelombang. Pada pengelolaan data ECG, deteksi slope membantu untuk menentukan batas-batas gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T pada ECG sehingga perhitungan akan lebih sederhana.



Gambar 2.13. Grafik slope positif dan negatif pada gelombang P

Gambar 2.13 sebelah kiri adalah grafik slope positif sedangkan yang sebelah kanan adalah slope negatif. Garis tipis berwarna biru adalah sinyal atau gelombang asli, sedangkan garis tebal adalah garis slope.

2.2.10 Noise Dan Artefak

Faktor penting yang mempengaruhi hasil pengolahan sinyal ECG yaitu adanya kontaminasi noise dan artefak pada rekaman ECG. Kontaminan tersebut antara lain dapat berupa [6]:

- a. Interferensi frekuensi dari jala-jala listrik (Power line interference): merupakan noise yang diakibatkan interferensi frekuensi 50 ± 0.2 Hz jala-jala listrik (atau 60 Hz pada beberapa data pengukuran).
- b. contact noise: hilangnya kontak antara elektroda dan kulit .
- c. Patient–electrode motion artifacts, bergesernya elektroda dari area kontak pada kulit mengakibatkan berubahnya impedansi antara elektroda dan kulit.
- d. Electromyographic (EMG) noise: noise karena adanya aktivitas kelistrikan karena kontraksi pada otot khususnya ketika melakukan pengukuran ECG yang dilakukan sambil melakukan latihan fisik.
- e. Baseline wander/Penyimpangan garis dasar merupakan salah satu derau yang mempengaruhi sinyal ECG, karena tipikalnya yang turun dan naik serta tidak berada secara konsisten pada garis isoline atau garis nol akan menyebabkan algoritma kesulitan mendeteksi jenis gelombang. Hal ini akibat proses pernapasan yang mengakibatkan penyimpangan amplitudo sebesar 15% full scale deflection (FSD) pada frekuensi antara 0.15 - 0.3 Hz.
- f. Distorsi saturasi atau cut-off: tegangan offset yang tinggi pada elektroda atau pengaturan tegangan yang tidak tepat dapat menghasilkan distorsi saturasi atau cut-off yang akan mengubah penampilan sinyal ECG.
- g. Electrosurgical noise: noise yang diakibatkan oleh peralatan medik lain yang ada dalam ruang perawatan pasien.
- h. Ground loop : terjadi jika dua perangkat elektronik yang terhubung pada pasien mempunyai ground (pentanahan) yang sedikit berbeda, sehingga adanya arus listrik yang mengalir dari ground ke ground pada

perangkat elektrik tersebut dan akan melewati pasien melalui elektroda yang terpasang.

Dalam melakukan pengukuran ECG, hal-hal berikut ini harus diperhatikan agar tidak terjadi adanya artefak dan hasil rekaman yang jelek :

- a. ECG sebaiknya direkam dengan pasien berbaring pada tempat tidur yang nyaman atau pada meja yang cukup lebar untuk menyokong seluruh tubuh. Pasien harus istirahat total, bebas dari rasa cemas/ansietas.
 - b. Kontak yang baik harus terjadi antara kulit dan elektroda.
 - c. Pasien dan arde (ground) harus diarde dengan baik untuk menghindari gangguan arus bolak balik.
 - d. Perhatikan interferensi dengan peralatan elektronik lain karena setiap peralatan elektronik yang kontak dengan pasien, dapat menimbulkan artefak pada hasil pengukuran sinyal ECG.

2.2.11 Pengukuran Performa

Pengukuran performa model klasifikasi diantaranya dapat dilakukan dengan empat (4) kategori sebagai berikut :

1. True Positive (TP)

Biasa juga disebut positif benar di mana sampel positif dan hasil ujinya positif, atau hasil jika model benar memprediksi kelas positif.

2. False Positive (FP)

Diterjemahkan bebas sebagai "positif palsu", biasanya disebabkan algoritme suatu program yang menyatakan adanya suatu gejala/sinyal/objek yang sebetulnya tidak ada.

2. False Negative (FN)

Atau negatif palsu adalah hasil jika model salah memprediksi kelas negatif.

4. True Negative (TN)

Disebut juga dengan negatif benar adalah hasil jika model benar memprediksi kelas negatif.

Dari kemungkinan-kemungkinan tersebut, maka akurasi dan sensitivity dari model klasifikasi dapat ditentukan. Accuracy dan Sensitivity merupakan dua pendekatan yang berbeda. Accuracy dan sensitivity memiliki formula sebagai berikut:

$$Acc = \frac{TP+TN}{TP+FP+ FN + TN} \dots\dots\dots (2.7)$$

$$Se = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (2.8)$$

Di mana :

- Acc : Akurasi
- TP : True positif
- TN : True negatif
- FP : False positif
- FN : False negatif
- Se : Sensitifitas

Secara makna, Akurasi (Acc) mengacu pada tingkat kedekatan suatu pengukuran dengan nilai tertentu, Akurasi mengukur ketepatan dan kemiripan hasil pada waktu yang sama dengan membandingkannya terhadap nilai absolut, sedangkan sensitivitas berarti seberapa sering sampel yang diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas tertentu. Ini menunjukkan kemungkinan tes bernilai benar mengidentifikasi yang memang sebenarnya kelas tertentu.

Dalam analisis statistik, F1 score (F Score atau F measure) adalah mekanisme untuk mengukur akurasi sebuah tes. F-Measure merupakan salah satu perhitungan evaluasi dalam informasi temu kembali yang mengkombinasikan recall dan precission. Nilai recall dan Precission pada suatu keadaan dapat memiliki bobot yang berbeda. Ukuran yang menampilkan timbal balik antara

Recall dan Precision adalah F-Measure yang merupakan bobot harmonik mean dan recall dan precision di mana skor F1 mencapai nilai terbaiknya pada 1 (Precision dan Recall sempurna) dan terburuk pada 0. F1 score sering digunakan dalam pencarian informasi untuk mengukur pencarian, klasifikasi dokumen, dan kinerja klasifikasi query. Rumus F1 Score adalah sebagai berikut :

$$F1 = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots (2.9)$$

Cross Validation merupakan salah satu teknik untuk menilai/memvalidasi keakuratan sebuah model yang dibangun berdasarkan dataset tertentu . Pembuatan model biasanya bertujuan untuk melakukan prediksi maupun klasifikasi terhadap suatu data baru yang boleh jadi belum pernah muncul di dalam dataset. Data yang digunakan dalam proses pembangunan model disebut data latih/training, sedangkan data yang akan digunakan untuk memvalidasi model disebut sebagai data test. Biasanya CV K-fold digunakan karena dapat mengurangi waktu komputasi dengan tetap menjaga keakuratan estimasi.

Salah satu metode cross-validation yang populer adalah K-Fold Cross Validation. Dalam teknik ini dataset dibagi menjadi sejumlah K-buah partisi secara acak. Kemudian dilakukan sejumlah K-kali eksperimen, dimana masing-masing eksperimen menggunakan data partisi ke-K sebagai data testing dan memanfaatkan sisa partisi lainnya sebagai data training. Sebagai gambaran, jika melakukan 5-Fold Cross-Validation maka desain data eksperimennya sebagai berikut:

Dataset :

K1 , K2 , K3, K4, K5

Eksperimen :

Iterasi ke	Data Training	Data Testing
1	K2, K3, K4, K5	K1
2	K1, K3, K4, K5	K2
3	K1, K2, K4, K5	K3
4	K1, K2, K3, K5	K4
5	K1, K2, K3, K4	K5

Tabel 2. 1 Ilustrasi K Fold Cross Validation

Di tabel diatas bisa dilihat bahwa pembagian dataset menjadi 5 kelompok (karena menggunakan Kfold = 5) dilakukan secara acak. Dan di masing – masing iterasi akan dilakukan pergeseran Data Training dan data testing dimana K-1 kelompok menjadi data training dan 1 Kelompok menjadi data testing.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 3

METODE PENELITIAN

Bab ini membahas mengenai gambaran umum metodologi penelitian yang digunakan. Prosedur penelitian digunakan untuk mencapai tujuan penelitian yang diinginkan, yakni mengenai analisa gelombang P sinyal EKG untuk menentukan kelainan aritmia jantung. Gambar 3. 1 merupakan diagram blok yang menggambarkan tahapan-tahapan secara umum metodologi yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 3. 1 Prosedur Umum Metodologi Penelitian

3.1 Pengambilan Data ECG

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua macam yang berasal dari dua sumber berbeda. Pertama adalah data sampel penelitian dari data ECG yang telah didiagnosa oleh dokter ahli jantung hasil perekaman pasien dari tahun 2017 sampai tahun 2018. Jumlah data yang berhasil diperoleh adalah 134 data terdiri dari perempuan dan laki-laki.

Data kedua adalah data ECG dari QT database yang merupakan salah satu data standar ukur performa suatu algoritma pengelolaan sinyal ECG, data set ini sudah diberi catatan oleh ahli jantung dan dapat diunduh dari physionet.org[26].

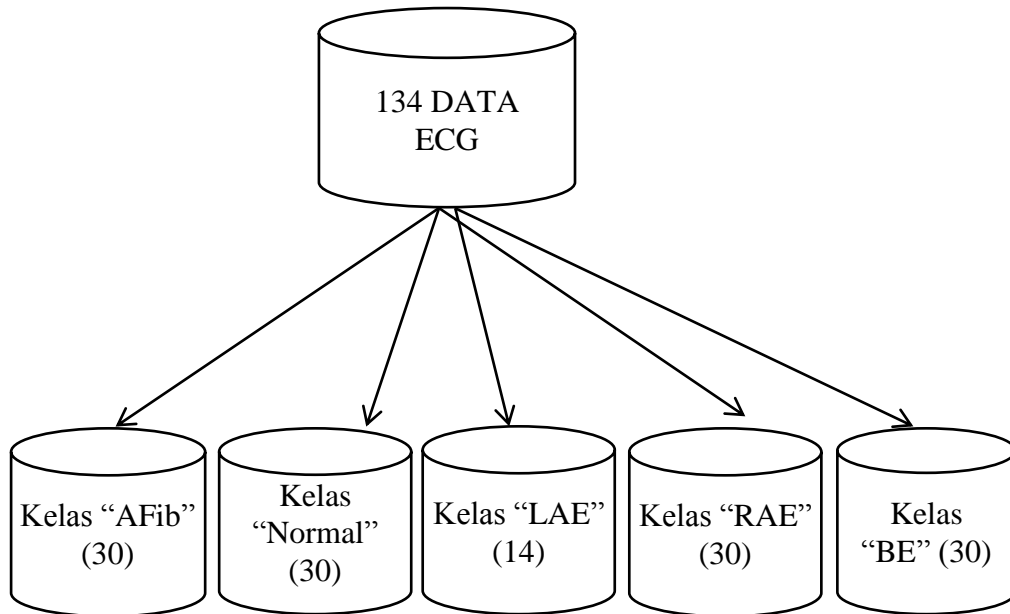
3.1.1 Pengambilan data sampel pasien

Data ECG pertama dalam penelitian ini adalah data sampel dari pasien yang diambil dengan ECG standar medis dengan 12 sadapan yang memiliki 10 buah elektrode dengan keluaran dari alat ini adalah data sinyal EKG yang berupa gambar grafik pada kertas dan dokumen berformat pdf serta data digital dalam format XML.

Data sampel ECG dalam format xml tersebut kemudian dikonversi menjadi file ECG berformat csv dengan menggunakan bantuan software notepad dan kemudian diseragamkan durasinya menjadi 10 detik atau 5000 interval semua. Hal ini dikarenakan durasi terpendek dalam sampel ini adalah 10 detik dan jumlahnya banyak, maka agar seimbang data yang durasinya lebih dari 10 detik dipotong. Proses pemotongan interval sinyal memanfaatkan software pengolah angka(Microsoft Excel, atau spreadsheet).

Data sampel ini dikelompokkan berdasarkan morfologi Gelombang P yaitu adanya pembesaran atrium dan terjadinya fibrilasi atrium. Maka data sampel dikelompokkan menjadi 5(lima) kelas yaitu sebagai berikut:

1. Kelas atrial fibrilasi (AFib) berisi data signal ECG dengan kondisi gelombang P tidak tampak(absen)
2. Data ECG dengan gelombang P yang memenuhi kriteria normal yakni positif pada lead 2, panjang interval atau durasi dibawah 120 mili detik. Dengan amplitudo 0.25mV dan keberadaanya selalu diikuti oleh komplek QRS.
3. Untuk jantung yang mengalami pembesaran atrium kanan dimasukkan kelas RAE(Right Atrial Enlargement).
4. Untuk jantung yang mengalami pembesaran atrium kiri dimasukkan dalam kelas LAE(Left Atrial Enlargement).
5. Sedangkan untuk jantung yang mengalami pembesaran kedua atrium baik kanan dan kiri dimasukkan dalam kelas BE(Biatrial Enlargement)



Gambar 3. 2. Dataset Penelitian

3.1.2 Pengambilan Data QT Database

Data QT database yang digunakan diunduh dari physionet.org, terdiri dari data sinyal, catatan atau penandaan titik-titik P dan T serta data keterangan mengenai sinyal yang digunakan. Untuk data sinyal sebelumnya diubah formatnya menjadi csv menggunakan software berbasis web *PhysioBank's Automated Teller Machine(ATM)* yang disediakan oleh physionet.org sedangkan data anotasi dan record diunduh dalam file berformat text dengan ekstensi txt juga melalui *PhysioBank's ATM*. Berikut adalah contoh potongan dari file anotasi dari QT database.

Time	Sample #	Type	Sub	Chan	Num	Aux
0:10.008	2502	(0	1	2	
0:10.084	2521	t	0	1	1	
0:10.156	2539)	0	1	2	
0:10.372	2593	(0	1	0	
0:10.420	2605	p	0	1	0	
0:10.456	2614)	0	1	0	
0:10.520	2630	(0	1	1	
0:10.568	2642	N	0	1	0	
0:10.604	2651)	0	1	1	
0:10.752	2688	(0	1	2	
0:10.824	2706	t	0	1	1	
0:10.896	2724)	0	1	2	
0:11.140	2785	(0	1	0	
0:11.192	2798	p	0	1	0	
0:11.244	2811)	0	1	0	
0:11.292	2823	(0	1	1	
0:11.352	2838	N	0	1	0	
0:11.396	2849)	0	1	1	
0:11.548	2887	(0	1	2	
0:11.624	2906	t	0	1	4	
0:11.752	2938	t	0	1	4	
0:11.796	2949)	0	1	2	
0:11.960	2990	(0	1	0	
0:12.028	3007	p	0	1	0	
0:12.064	3016)	0	1	0	
..

Gambar 3. 3. Potongan Anotasi Gelombang QT database(pu sel-100)

Data file anotasi tersebut kemudian diambil hanya pada penandaan buka kurung,“(” atau titik Ponset dan anotasi “p” sebagai posisi puncak Ppeak serta pada titik Poff yaitu yang diberi tanda “)”, tutup kurung. Hasil data anotasi yang hanya berisi gelombang P kemudian dibandingkan dengan data hasil deteksi oleh algoritma pencarian gelombang P dengan metode transformasi jarak lokal yang disusun dengan bahasa pemrograman python sebagai validasi sebelum program diimplementasikan pada sinyal ECG sampel pasien.

3.2 Deteksi Gelombang P Menggunakan Transformasi Jarak Lokal

Untuk melakukan deteksi gelombang P pada sinyal ECK digunakan metode Transformasi Jarak Lokal(*Local Distance Transform*). Yaitu mengacu pada perhitungan titik jarak maksimum dari masing-masing titik pada kurva sinyal ke garis yang menghubungkan titik awal dan akhir alat bantu segmen termasuk poin fitur yang diekstraksi, intinya adalah diidentifikasi sebagai titik fitur kurva sinyal, yaitu *onset* dan ujung kurva dari sinyal sudut pandang morfologi yang disebut dengan *offset*, intinya

adalah titik kelengkungan maksimum, yang sesuai dengan penilaian subyektif orang.

Algoritma ini diimplementasikan dalam aplikasi sederhana yang dibangun dengan menggunakan bahasa pemrograman python dan memanfaatkan library yang dibutuhkan untuk menyusun aplikasi yang ada. Untuk keperluan ini penulis menggunakan editor visual studio code versi 1.43.1 yang berjalan pada platform windows 10.

3.2.1 Data RAW ECG

Data ECG mentah (RAW) yang dimaksud di sini adalah data berformat csv hasil konversi dari data berformat xml yang dikoleksi dari hasil perekaman data pasien menggunakan mesin ECG standar medis 12 sadapan. Data berformat xml tersebut belum mengalami pemrosesan atau pengolahan apapun. Proses konversi menggunakan software pengolah teks Notepad dan pengolah angka Microsoft excel.

Dengan Notepad, data pada file xml hanya dipilih pada Lead II saja kemudian dikonversi menjadi format csv. Dan untuk data perekaman yang durasinya lebih dari sepuluh detik dilakukan pemotongan untuk diseragamkan menggunakan Microsoft Excel sepanjang 5000(lima ribu) interval. Dari proses ini diperoleh rekaman data ECG dari Lead II yang memiliki frekuensi sampling 500Hz selama 10 detik berformat csv. Pengambilan data pada lead II dan sekaligus melakukan konversi data dari format xml ke format csv. Data baru hasil konversi ini berukuran lebih kecil. Sehingga memudahkan dalam proses pengolahan selanjutnya. Dengan format csv ini data juga lebih kompatibel sebagai input untuk beberapa aplikasi pengolahan dan analisis data seperti weka atau rapidminer dan tentunya sangat didukung oleh banyak library pada bahasa pemrograman komputer python.

3.2.2 Preprocessing

Algoritma untuk deteksi gelombang dan delineasi sebenarnya sudah dimulai sejak proses filtering, pemilihan dan penanganan filter sangat mempengaruhi performa dari algoritma secara keseluruhan. Menurut sifat spektral dari gelombang P, gelombang P terletak dalam spectrum antara 0 dan 10 Hz. Oleh

karena itu, sinyal EKG pada penelitian kali ini mengalami perlakuan penapisan menggunakan Bandpass & Butterworth dengan masing-masing frekuensi cut off pada 0.5Hz dan 12 Hz. Meskipun frekuensi cut off yang dipilih mungkin terlihat terlalu sempit untuk aplikasi EKG pada umumnya, dalam kasus ini valid karena pada penelitian ini lebih mengutamakan gelombang P, namun juga tetap bisa menangani gelombang R sebagai titik penting lainnya. Selain itu tugas selanjutnya dari filter adalah menghilangkan baseline wander, artifak dan melemahkan derau serta menghilangkan pengaruh frekuensi dari jala-jala listrik.

Berikut adalah modul Butterworth orde 3(ketiga) yang ditulis dengan kode bahasa pemrograman python seperti berikut ini:

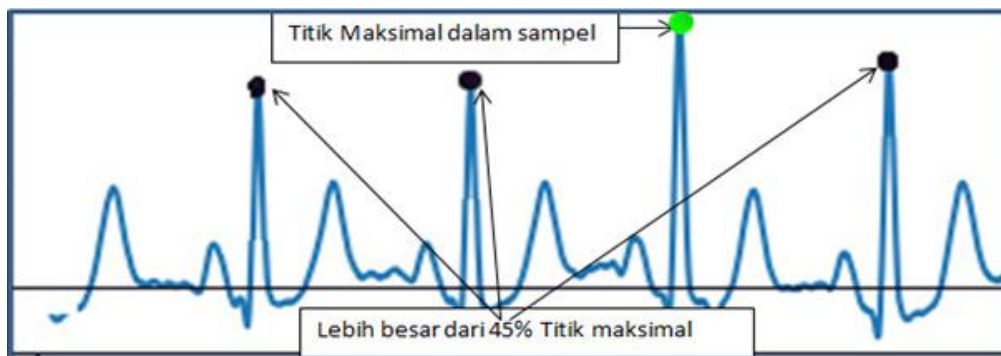
```
def butter_bandpass(lowcut, highcut, fs, order=3):
    nyq = 0.5 * fs
    low = lowcut / nyq
    high = highcut / nyq
    b, a = butter(order, [low, high], btype='band')
    return b, a
def butter_bandpass_filter(data, lowcut, highcut, fs, order=3):
    b, a = butter_bandpass(lowcut, highcut, fs, order=order)
    y = lfilter(b, a, data)
    return y
#=====Main=====
ecg_butterworth=
butter_bandpass_filter(Sample_sinyal,0.75,12,500,order=3)
```

Untuk mendapatkan *slope* dari gelombang P dan R maka sinyal kemudian dideferensiasi menggunakan fungsi *five-point derivative* dengan kode sebagai berikut :

```
def five_point_derivative(raw_signal):
    ecg_der = []
    for i in xrange(len(raw_signal)):
        der = 0.1 * 2 * (raw_signal[i] + raw_signal[i-1]
            - raw_signal[i-3] - raw_signal[i-4])
        ecg_der.append(der)
    return ecg_der
```

3.2.3 Deteksi Puncak Gelombang R

Lokasi kompleks QRS, khususnya gelombang R yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan pendekatan local distance yakni dengan cara menghitung segmen demi segmen. Langkah pertama adalah mencari titik maksimum dalam data sampel. Setelah itu, cari posisi gelombang puncak yang secara signifikan yang lebih dari 45% dari titik maksimum. Nilai koefisien (45%) dalam perhitungan tersebut berdasarkan pada morfologi sinyal ECG bahwa setelah gelombang R, gelombang yang memiliki amplitudo yang paling tinggi berikutnya adalah gelombang T. Menurut S.C Jordan dkk., tinggi gelombang T normal adalah seperempat (25%) sampai sepertiga dari tinggi gelombang R [37]. Sedangkan Matteo D'Aloia et. all., mengusulkan nilai treshold sebesar 45% dari tinggi gelombang R pertama yang berhasil terdeteksi untuk mencari puncak gelombang R berikutnya pada sinyal ECG yang sarat dengan noise[38]. Dan metode ini memberikan nilai akurasi yang baik(98.3%).



Gambar 3.4 Deteksi Puncak Gelombang R

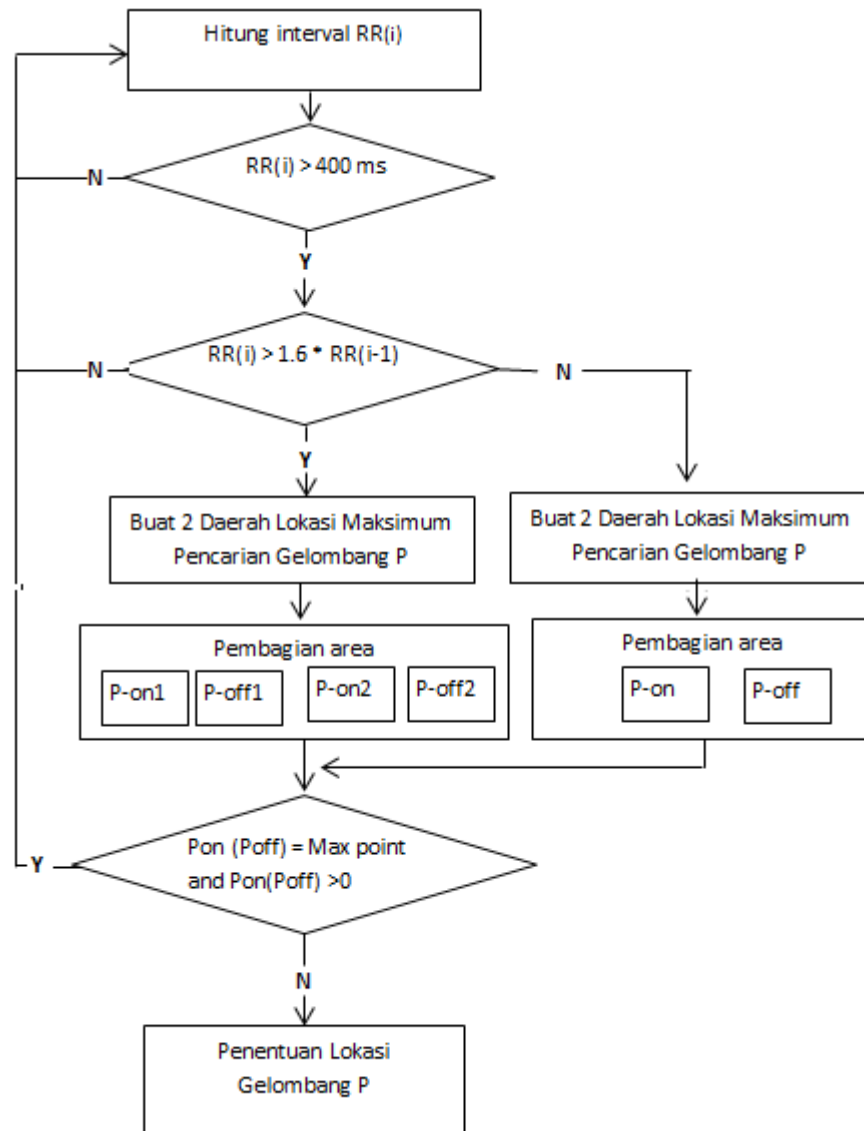
3.2.4 Penentuan Lokasi Maksimum Pencarian Gelombang P

Penentuan Lokasi Maksimum Pencarian sangat penting pada metode transformasi jarak lokal untuk mendeteksi keberadaan gelombang-P dalam sinyal EKG. Akurasi dalam penentuan lokasi maksimum mempengaruhi ketepatan penedeteksian gelombang P. jika penandaan daerah pencarian terlalu lebar maka berpotensi terpengaruh oleh gelombang lain yang ikut terdeteksi. Sedangkan jika terlalu pendek dikhawatirkan keberadaan potensi

dalam segmen tidak terjangkau. Gambar 3.6 adalah proses penentuan area penandaan gelombang-P berdasarkan transformasi jarak lokal.

Penentuan area pencarian gelombang P dalam metode ini dimulai dengan menghitung interval RR dari dua puncak gelombang R berurutan. Jika $RR(i)$ adalah jarak antara $R(i + 1)$ dan $R(i)$, langkah pertama adalah memeriksa interval $RR(i)$ jika kurang dari 400ms, maka penandaan area pencarian P dibatalkan. $RR(i)$ baru adalah rentang antara $R(i)$ dan $R(i + 2)$ setelah memenuhi kriteria ini. Nilai 400ms ini didasarkan pada bahwa interval RR normal memiliki interval 700ms sampai dengan 1200ms. Sebagaimana diketahui bahwa mulai dari awal depolarisasi ventrikel hingga akhir repolarisasi ventrikel yang diinterpestrasikan dalam interval QT normal berada pada kisaran 350ms hingga 440 pada pria dan 460ms pada wanita sedangkan interval QT menyusun 40% dari interval RR[42]. Sehingga gelombang P pada interval RR di bawah 400ms tidak akan muncul atau tersembunyi oleh gelombang lain. Sedangkan pada *Challenge TB Project* dalam eksperimen untuk menghitung QT interval membagi interval RR terendah adalah 400ms dan tertinggi adalah 1330ms[43].

Selain itu pembatasan pada nilai interval di atas 400ms pada penelitian ini berguna untuk menghindari adanya kesalahan deteksi gelombang T dianggap sebagai puncak gelombang R, terutama pada kasus kelainan gelombang T yang memiliki amplitudo lebih tinggi dari biasanya, seperti gelombang T dengan kelainan *hyperkalemia* dan *hyperaccute*.



Gambar 3.5 Proses penentuan area penandaan gelombang-P

Pemeriksaan interval RR berikutnya adalah untuk memeriksa apakah nilai RR (i) lebih tinggi dari 1,6 kali dari RR (i-1). Jika kondisi pada titik ini terjadi, maka langkah selanjutnya adalah membuat dua tanda area pencarian gelombang P pada segmen RR (i) ini. Tetapi jika itu terjadi, metode ini menciptakan batas area pencarian gelombang P pada RR (i). dan ini adalah respons standar sistem.

Area batas gelombang P maksimum dalam RR (i-1) mulai dari titik di belakang titik gelombang R (i-1) pada 35% dari interval RR (i). Selain itu,

titik akhir penandaan di area pencarian diukur dari titik gelombang R (i-1) mundur pada interval 5% RR (i). Sedangkan untuk kasus RR (i) lebih besar dari 1,6 kali RR (i-1), area maksimum batas gelombang P2 dimulai dari titik di belakang titik gelombang Ri pada 70% dari interval RR (i). Selain itu, titik akhir penandaan di area pencarian diukur dari lokasi gelombang Ri mundur sejauh 40% RR (i) interval.

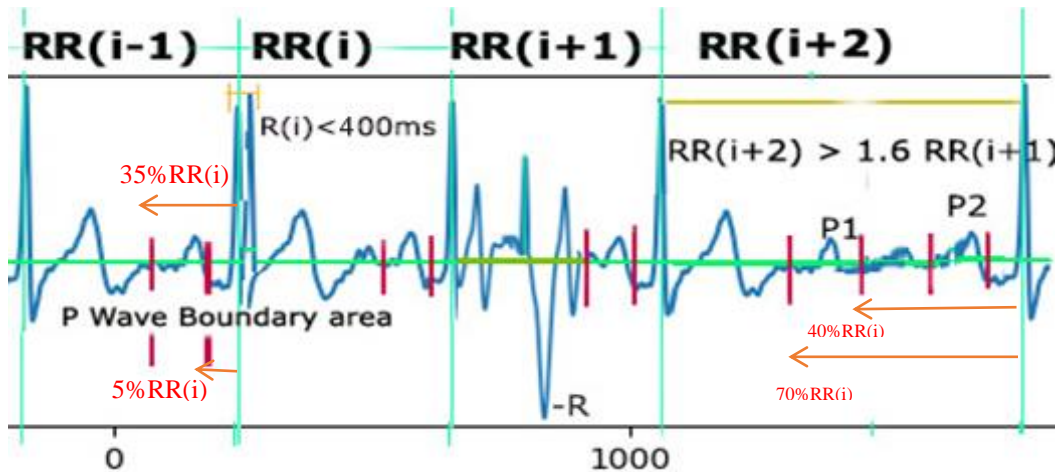
Koefisien-koefisien yang digunakan untuk menentukan daerah maksimal penandaan gelombang P pada penelitian ini mengacu pada studi literatur yang ada pada tabel 3.1 berikut ini.

	Kondisi	Batas awal	Batas akhir
Ghaffari et.al[39]		R(i) - 0.5RR	R(i)
G. Chen et.al[40]	RR(i) >700ms	R(i) -350ms	R(i) -80ms
	RR(i) <700ms	R(i) -0.5RR	R(i) -60ms
Thalkar et al[9]		R(i) -250ms	R(i) -50ms
Lucie Maršánová et. al[41]	RR(i)	R(i) -0.7RR	R(i) -0.07RR
	RR(i) >1.6 RR(i-1)	T(i)-200 ms	R(i)-300
Dewangan et.al[10]		R(i) -200ms	R(i) -70ms
Penelitian ini	400ms < RR(i) <1.6RR(i-1)	R(i)-0.35RR	R(i)-0.05RR
	RR(i) >1.6 RR(i-1)	R(i)-0.75RR	R(i)-0.4RR

Tabel 3.1. Perbandingan penandaan daerah pencarian maksimum pencarian lokasi gelombang P.

Dari literatur-literatur pada tabel di atas diketahui, ada yang mengusulkan batas awal sangat lebar[41] dan ada pula yang memberi batas awal kecil[10]. Dan batas akhir sangat lebar pada [39] dan ada yang membuat batas akhir lebih sempit[41]. Penentuan daerah penandaan maksimal pencarian ini sangat penting sebab jika terlalu lebar maka dikhawatirkan gelombang selain P masuk dalam jangkauan pencarian dan jika terlalu pendek maka kemungkinan bagian dari gelombang P yang dicari berada di luar. Untuk itu penulis menentukan koefisien ini dengan melakukan tuning pada beberapa data percobaan dengan nilai koefisien batas awal dan batas akhir merujuk pada literatur.

Proses penentuan daerah pencarian maksimum Gelombang P, berdasarkan interval RR dan gelombang R ditunjukkan pada gambar 3.7 berikut ini.

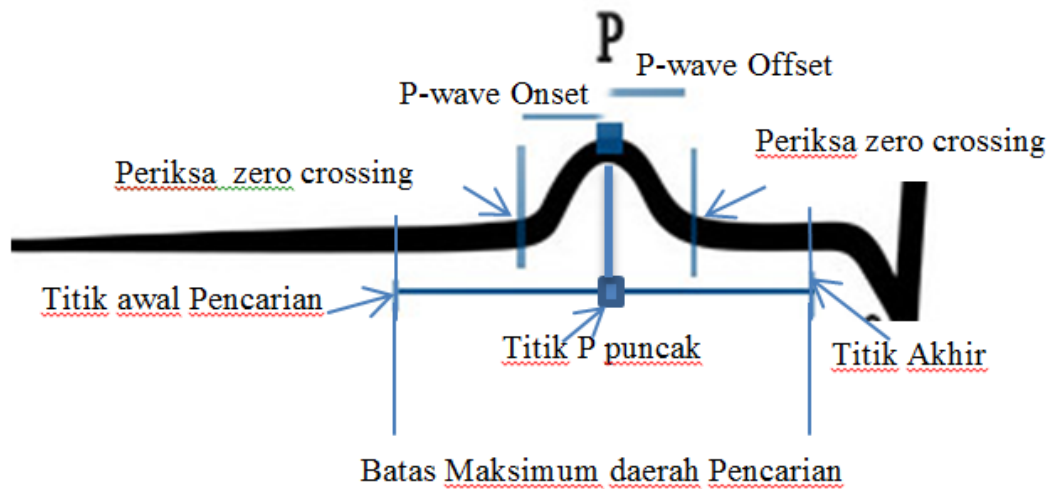


Gambar 3.6 Penghitungan penentuan area pencarian gelombang-P

3.2.5 Penentuan Lokasi Gelombang P

Setelah penentuan pembatas maksimum area pencarian gelombang P selesai, langkah selanjutnya adalah mencari titik puncak P di area yang ditandai oleh fungsi maksimum. Bagi area ini menjadi dua bagian, satu bagian dimulai dari titik awal penandaan sampai ke titik puncak dan bagian kedua adalah berawal dari titik puncak menuju titik akhir penandaan.

Setelah menentukan dan menandai puncak-P dan dua titik fidusia (P-on dan P-off), langkah selanjutnya adalah memeriksa di mana P-on dan P-off sebenarnya dengan memeriksa posisi zero crossing, seperti yang diilustrasikan pada gambar 3.8 berikut ini.



Gambar 3.7 Proses Pendeteksian gelombang-P

3.3 Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur sangat penting dalam pengenalan sistem morfologis dan klasifikasi. Ahli jantung mengamati parameter durasi dan amplitudo gelombang P untuk mendiagnosis pembesaran atrium dan fibrilasi atrium. Gelombang P normal memiliki interval durasi di bawah 120 milidetik dengan amplitudo 0,25 mV. LAE berkorelasi dengan durasi yang lebih lama sementara RAE ditandai dengan besarnya lebih besar dari rata-rata. sedangkan tidak adanya gelombang P biasanya menjadi ciri atrial fibrilasi

Penelitian ini menggunakan fitur morfologi gelombang-P, yaitu rata-rata amplitudo gelombang-P, rata-rata interval PR, rata-rata durasi gelombang P, rata-rata antara Ppeak ke Ponset, dan Ppeak ke Poffset, standar deviasi interval PR, dan standar deviasi Ppeak, dan jumlah gelombang P pada satu segmen sinyal ECG.

Gelombang P dianggap ada jika amplitudo lebih dari 0,05 kali amplitudo dari gelombang Rpeak, atribut jumlah gelombang P berarti jumlah kemunculan gelombang P dalam satu set rangkaian sinyal ECG yang berdurasi 10 detik/5000 interval sampel.

Fitur rata-rata interval PR diperoleh dengan menjumlah panjang interval mulai titik Pon dan berakhir sampai awal dari kompleks QRS setiap gelombang dibagi dengan banyaknya gelombang P yang muncul dalam satu set sinyal ECG pasien.

Parameter rata-rata amplitudo gelombang P adalah jumlah nilai amplitudo dari pada puncak gelombang P setiap beat dibagi dengan kemunculan gelombang P dalam satu segmen.

Fitur rata-rata durasi gelombang P adalah jumlah jarak yang dihitung dari titik Pon ke titik Poff semua gelombang P yang ada kemudian dibagi dengan jumlah kemunculannya.

Sedangkan fitur Simetri yang terdiri dari dua yaitu Pon ke Ppeak dan Ppeak ke Poff, dihitung dari interval Pon ke Ppeak yang dijumlahkan sebanyak gelombang P yang terdeteksi dan diambil nilai rata-ratanya. Dan fitur interval Ppeak ke Poff juga diperoleh dengan cara yang sama dengan penghitungan interval Pon ke Ppeak.

3.4 Klasifikasi Data Menggunakan Random Forest

Setelah mengekstraksi fitur, kami menerapkan klasifikasi hutan acak untuk membedakan kelas morfologi lima-gelombang yaitu, normal, pembesaran atrium kiri(LAE), pembesaran atrium kanan(RAE), pembesaran atrium kanan dan kiri (BE) serta atrium fibrilasi (AFib).

Metode klasifikasi yang digunakan adalah Random forest dengan 25 pohon keputusan dan menimbang semua kelas secara merata untuk mengatasi ketidakseimbangan dalam jumlah sampel (terutama untuk kelas LAE yang jumlahnya kecil) dan mengirimkan biaya kesalahan klasifikasi ke hutan acak. Jumlah atribut yang akan digunakan dalam pemilihan acak diatur ke 0, benih dari nomor acak akan digunakan dengan nilai 1 dan Kedalaman maksimum pohon, 0 untuk tidak terbatas. Selanjutnya, untuk menghindari overfitting dari model klasifikasi, kami melakukan sepuluh kali lipat cross-validation.

Alasan penggunaan Random Forest karena algoritma ini merupakan klasifikasi supervisi yang membangun sejumlah pohon keputusan yang sedikit berbeda dan menggabungkannya bersama untuk mendapatkan prediksi yang lebih akurat dan stabil. Banyak yang lebih baik dari satu. Ini, secara sederhana, konsep di balik algoritma hutan acak. Yaitu, banyak pohon keputusan dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat daripada hanya satu pohon keputusan saja.

Dalam pelaksanaan klasifikasi dengan metode random forest ini digunakan software WEKA. Tahapannya adalah sebagai berikut :

1. Tahapan bootstrap : tarik contoh acak dengan permulihan berukuran n dari gugus data training.
2. Tahapan random sub-setting : susun tree berdasarkan data tersebut, namun pada setiap proses pemisahan pilih secara acak peubah penjelas (atribut/fitur), dan lakukan pemisahan terbaik.
3. Ulangi langkah pada poin 1 dan poin 2 sebanyak k kali sehingga diperoleh k buah tree acak.
4. Lakukan pendugaan gabungan berdasarkan k buah tree tersebut.

Pada penelitian kali ini digunakan matrik Error Out of Bag (OOB), metrik populer untuk mengukur kesalahan prediksi Random Forest adalah error out-of-bag. yaitu kesalahan prediksi rata-rata yang dihitung pada semua sampel pelatihan x_i , hanya menggunakan pohon yang tidak memiliki x_i dalam set pelatihan bootstrap tersebut. Perkiraan kesalahan out-of-bag menghindari kebutuhan akan dataset validasi independen tetapi mungkin mengabaikan peningkatan kinerja aktual.

3.5 Pengujian dan Analisa Sistem

Tahap pengujian dan analisa sistem dilakukan agar dapat diketahui apakah fungsi tiap-tiap bagian dari sistem yang direncanakan telah bekerja dengan baik sesuai dengan yang kriteria diharapkan. Pengujian sistem dilakukan pada setiap blok bagian perangkat lunak, dimana diperoleh data hasil ekstraksi fitur morfologi gelombang P setelah sebelumnya dilakukan pendeteksian dengan menggunakan metode transformasi jarak lokal yang kemudian dijadikan bahan input untuk klasifikasi data dengan metode *Random Forest*. Hasil klasifikasi ini kemudian dapat dibandingkan dengan data informasi sinyal ECG yang sebelumnya telah dilakukan pelabelan secara manual oleh ahli jantung.

BAB 4

EKSPERIMEN DAN HASIL

Pada bab ini akan dijelaskan secara detail mengenai hasil dari penerapan metode penelitian yang dibahas pada bab sebelumnya. Pembahasan dimulai dari pelaksanaan pre-processing. Tahap pre-processing merupakan tahapan terpenting dan harus diperhatikan secara detail antara pemisahan noise artifak dengan sinyal ECG dan perbaikan garis dasar (*baseline wander*). Sedangkan untuk tahap persiapan data tidak dibahas lebih lanjut dalam bab ini, dianggap cukup dengan hasil berupa tiga data. Dua data berformat csv yakni data sinyal ECG pasien dan sinyal ECG dari QT database dan satu jenis file ekstensi xls untuk data anotasi gelombang P.

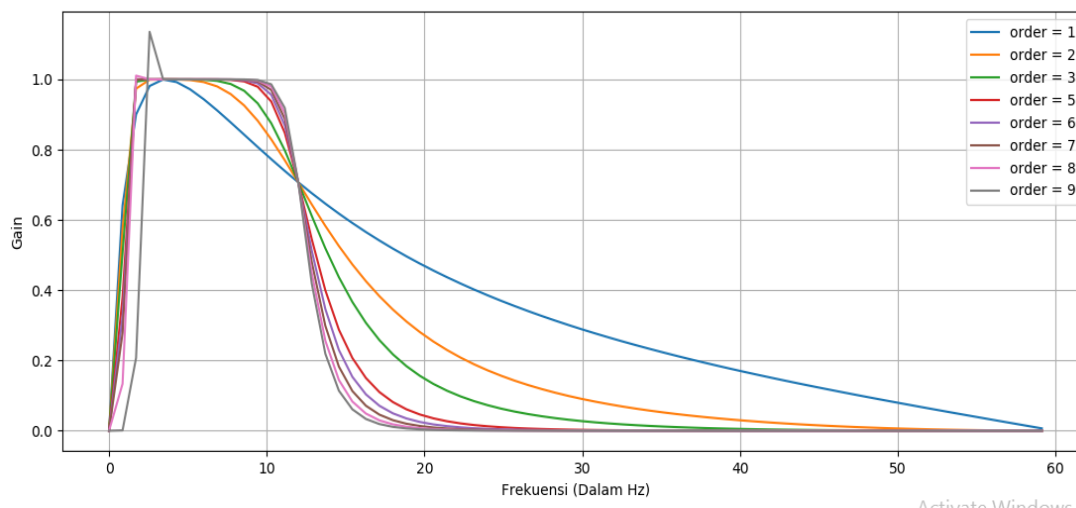
Data sinyal ECG yang telah melewati tahap pre-processing kemudian akan masuk pada proses pendeteksian gelombang P menggunakan metode transformasi jarak lokal. Langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur. Atribut-atribut yang dihasilkan dari teknik transformasi jarak lokal adalah morfologi gelombang P atau parameter berbasis domain waktu. Tahapan terakhir dari pekerjaan ini adalah proses klasifikasi data. Penerapan klasifikasi data dimaksudkan untuk membedakan beberapa kondisi jantung berkaitan dengan terjadinya pembesaran atrium jantung termasuk terjadinya atrium fibrilasi. Dari proses ini kondisi atrium jantung dapat diprediksi apakah mengalami pembesaran atau gangguan fibrilasi atrium.

4.1 Preprocessing

Proses deteksi gelombang P sejatinya sudah diawali pada langkah preprocessing. Pada tahap preprocessing ini sinyal RAW ECG dilewatkan pada suatu penapis digital. Dengan pemilihan jenis dan teknik filter yang tepat maka diharapkan tingkat akurasi deteksi gelombang juga meningkat.

Sebagaimana disebutkan dalam bagian metodologi penelitian ini, tahap preprocessing diantaranya menggunakan Butterworth bandpass filter dan five point dervivatif. Berikut disajikan eksperimen penerapan filter Butterworth bandpass yang disusun dengan nilai frekuensi $F1 = 1\text{Hz}$ dan frekuensi $F2 = 12\text{Hz}$

dengan frekuensi sampel 120Hz disajikan dalam orde 1 sampai dengan orde 9. Gambar 4.1 berikut ini adalah respon frekuensi dari filter yang dibuat.

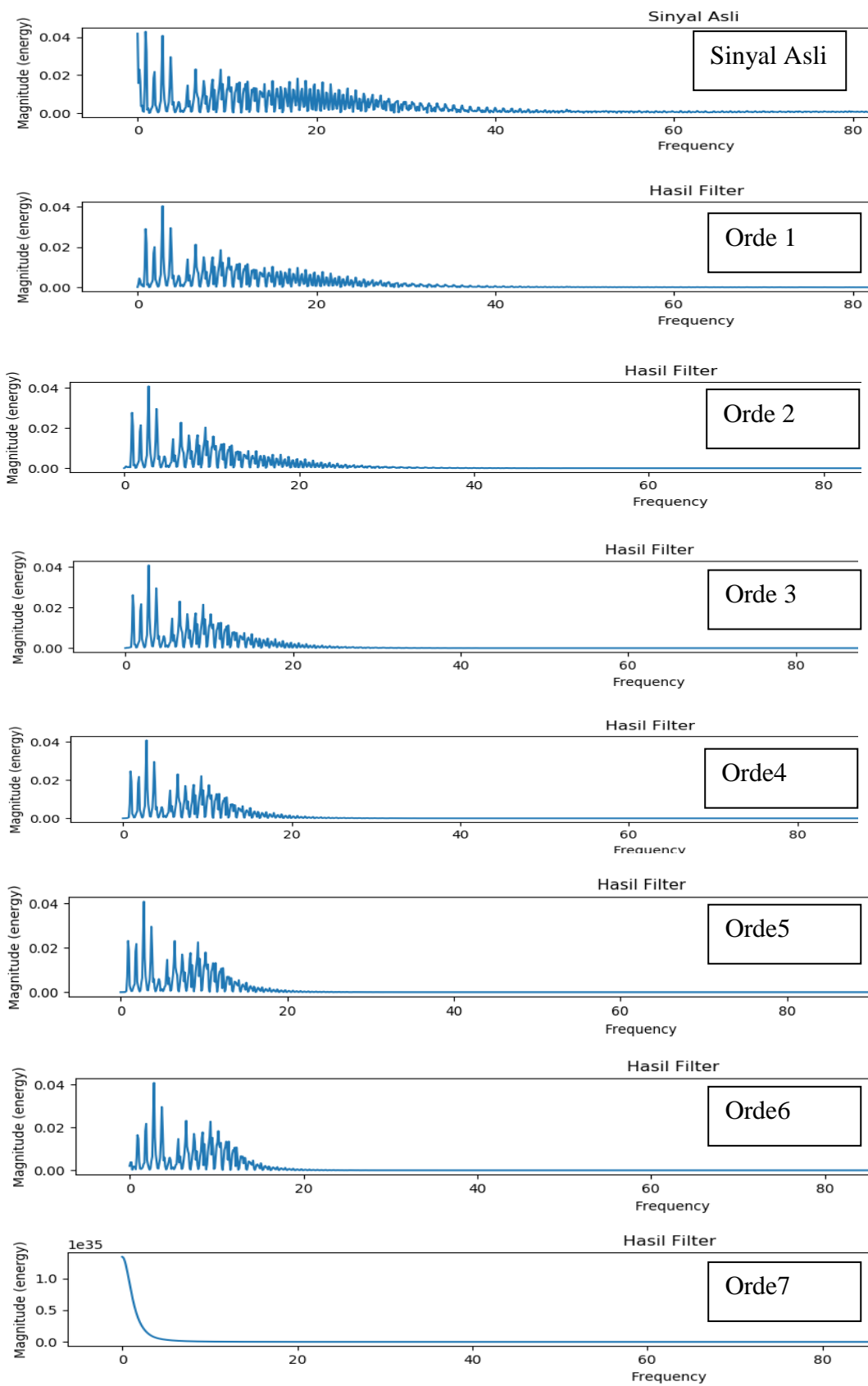


Gambar 4.1 Respon Frekuensi Filter Butterworth dengan $F1=1\text{Hz}$ dan $F2=12\text{Hz}$

Pada gambar tampak semakin tinggi orde n maka responnya semakin curam. Pada daerah passband untuk orde rendah (1,2 dan 3) ada penurunan magnitudo. Untuk orde tinggi (7, 8, dan 9) di awal daerah passband terdapat lonjakan gain. Untuk orde 4 sampai orde 6 relatif flat pada daerah passband. Secara keseluruhan filter yang didesain berfungsi dengan baik, yakni melewatkan frekuensi antara 1 sampai 12 Hz.

Eksperimen selanjutnya adalah menerapkan filter Butterworth pada sinyal ECG, sebagai contoh akan disajikan grafik database QT record sel-16272 dan hasil filter pada domain frekuensi. Gambar 4.2. merupakan hasil plotting dari sinyal ECG mentah (RAW) dari sel-1672 dan sinyal hasil penerapan filter Butterworth dimulai dari orde 1 frekuensi $F1=1\text{Hz}$ dan frekuensi $F2=12\text{Hz}$ dalam domain frekuensi.

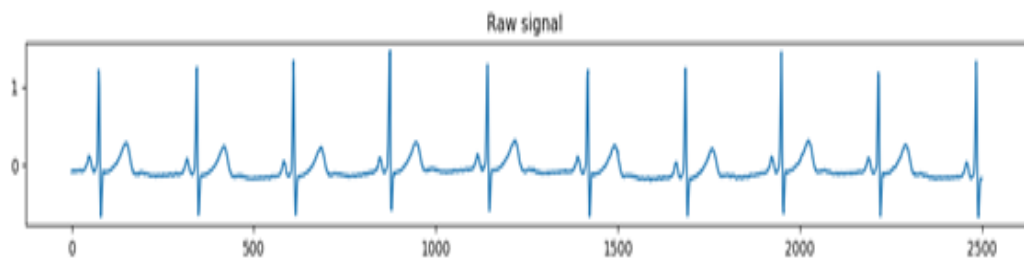
Kemudian di bawahnya adalah sinyal hasil penerapan filter Butterworth orde 2 frekuensi $F1=1\text{Hz}$ dan frekuensi $F2=12\text{Hz}$ dalam domain frekuensi. Kemudian dilanjut dengan grafik-grafik berbasis frekuensi dari hasil penerapan filter Butterworth pada tingkat orde yang lebih tinggi.



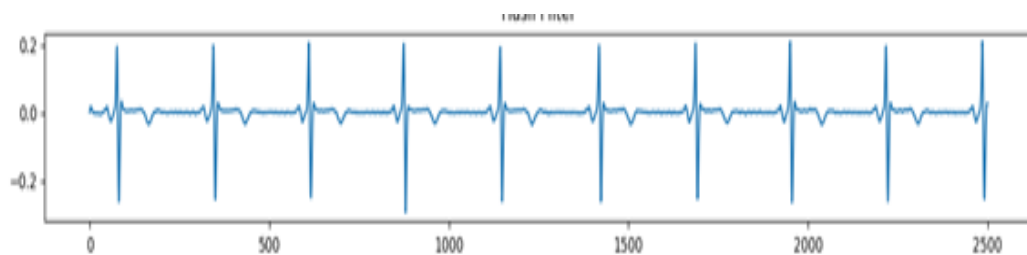
Gambar 4.2 Plotting Hasil Filter Butterworth Sinyal ECG Pada Domain Frekuensi

Gambar plotting hasil Filterbutterworth pada sinyal ECG database QT record sel-16272, menunjukkan karakter dari Butterworth filter yang makin curam pada orde tinggi pada daerah cut off. Pada orde 1 tampak masih landai batas antara cut off yakni 12 Hz sehingga frekuensi diatas 12 Hz bahkan 20 Hz masih banyak yang dilewatkan. Pada orde 2 nampak frekuensi di atas 20Hz sudah teredam dan batas cutt off pada 12 Hz predamannya masih landai. Sedangkan pada orde 3 peredaman didaerah cut off 12 Hz sudah nampak curam. Pada orde 7 filter tidak memberi respon yang langsung curam peredamannya hal ini dikarenakan kreteria bandpass filter menggunakan pita frekuensi yang sempit yakni $F1=1\text{Hz}$ dan $F2=12\text{Hz}$.

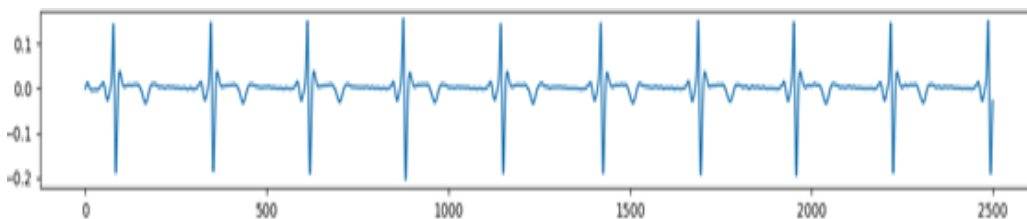
Selanjutnya gambar 4.3 sampai dengan gambar 4.9 adalah hasil tes dengan menggunakan five point derrivatif dan Butterworth dengan orde yang berbeda-beda.



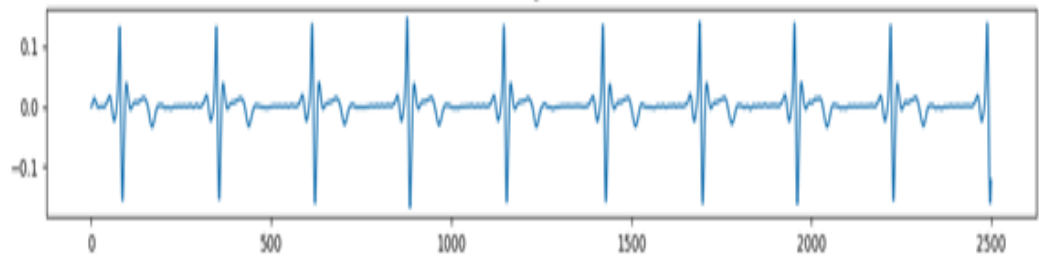
Gambar 4.3. Plotting ECG sebelum difilter (RAW ECG)



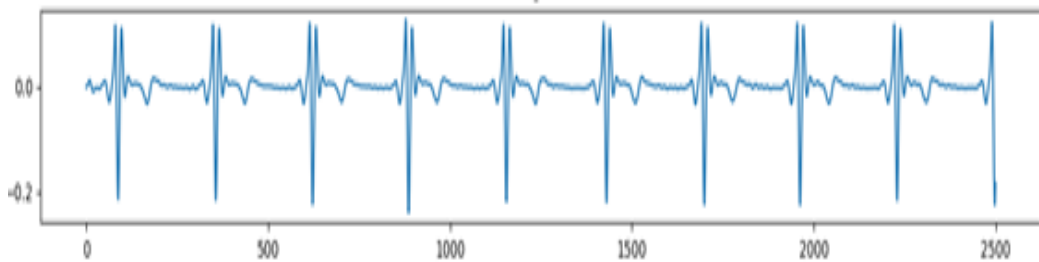
Gambar 4.4. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 1 dan five point deririfative



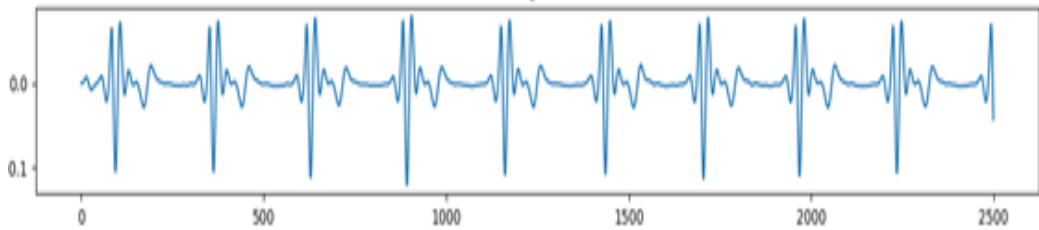
Gambar 4.5. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 2 dan five point deririfative



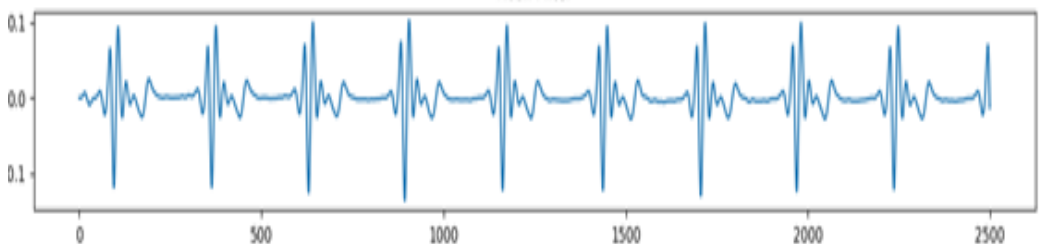
Gambar 4.6. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 3 dan five point derivifative



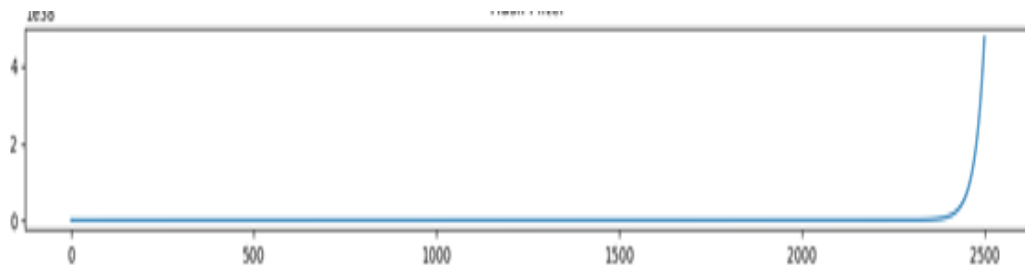
Gambar 4.7. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 4 dan five point derivifative



Gambar 4.8. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 5 dan five point derivifative



Gambar 4.9. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 6 dan five point derivifative



Gambar 4.10. Plotting ECG Butterworth frekuensi 1-12Hz orde 7

Dari gambar hasil pemrosesan dengan filter Butterworth di atas diketahui bahwa dengan lebar bandwidth yang sempit, antara 1 samapai 12 Hz. Filter dengan orde tinggi, tujuh ke atas sudah tidak bisa digunakan. Hasil proses penapisan sinyal sudah tampak tidak sesuai dengan tugas untuk deteksi morfologi berbasis waktu sejak orde 5 dan 6. Gambar plotting sinyal untuk orde 4 pada puncak R terlihat dua defleksi. Dua defleksi terlihat lebih jelas dan jaraknya lebih lebar pada gambar plotting hasil filter orde 5 dan 6. Jumlah defleksi sepanjang interval RR semakin banyak pada orde 5 dan orde 6. Sedangkan filter butterworth dengan nilai orde 7 tidak bisa menggambarkan sinyal ECG. Sehingga tidak memungkinkan untuk bisa mendeteksi posisi gelombang-gelombang komponen sinyal ECG. Hal ini disebabkan karena kriteria passband filter yang sempit. Untuk itu diperlukan filter slope untuk mendeteksi kemiringan gelombang agar hasil preprocessing semakin baik.

Pada Tabel 4.1 berikut disajikan perbandingan nilai error hasil preprocessing pada sinyal ECG QTBase nomor sel-16272 menggunakan filter butterworth dengan variabel frekuensi dan orde yang berbeda dalam skala interval. Tes dilakukan dengan melakukan deteksi lokasi P hasil filtering dan membandingkannya dengan anotasi yang ada pada QT database tanpa membedakan antara titik Ponset dan Ppeak maupun P offsetnya.

Tabel. 4.1. Hasil Pemilihan Variabel Filter Butterworth

Variabel	Rata-rata	Standar Deviasi	Nilai Maksimal	Nilai Minimal
Orde 1 cut off 1-12Hz	-1.46	3.35	3	-9
Orde 1 cut off 1-15Hz	-1.54	3.11	3	-8
Orde 2 cut off 0.5-12Hz	-1.42	6.30	5	-24

Tabel 4.1 Hasil Pemilihan Variabel Filter Butterworth lanjutan

Variabel	Rata-rata	Standar Deviasi	Nilai Maksimal	Nilai Minimal
Orde 2 cut Off 0.75-12 Hz	3.33	1.93	6	0
Orde 2 cut off 1-12 Hz	1.46	2.04	4	-2
Orde 2 cut off 1-15 Hz	0.67	2.41	4	-2
Orde 3 cut off 0.55-12 Hz	2.17	3.20	6	-4
Orde 3 cut off 0.75-12 Hz	3.54	1.87	6	1
Orde 3 Cut off 1-12 Hz	3.96	2.21	6	0
Orde 3 cut off 1-14Hz	2.96	2.15	5	-1
Orde 3 cutt Off 1-15 Hz	2.88	2.19	5	-1
Orde 4 cut off 1-12 Hz	4.46	2.02	7	1
Orde 4 cutt off 1-15 Hz	4.46	2.02	7	1
Orde 5 Cut off 1-12Hz	7.54	1.76	10	5
Orde 5 Cut off 1-14Hz	5.96	1.97	9	3
Orde 6 Cut off 1-12Hz	6.33	9.37	12	-31
Orde 6 Cut Off 1-15Hz	5.75	2.76	10	0
Orde 7 Cut off 1-12Hz	Tidak terdeteksi			
Orde 7 Cut Off 1-15Hz	Tidak terdeteksi			

Dari data tabel 4.1 diperoleh bahwa berdasar rata-rata dan standar deviasi dan maksimal serta minimal nilai error, filter butterworth dengan nilai orde kedua dan orde ke tiga layak digunakan. Dari hasil percobaan diperoleh filter butterworth bandpass dengan frekuensi cut off, $F_1=0.75$ Hz dan $F_2= 12$ Hz pada orde ketiga menghasilkan nilai yang paling optimal.

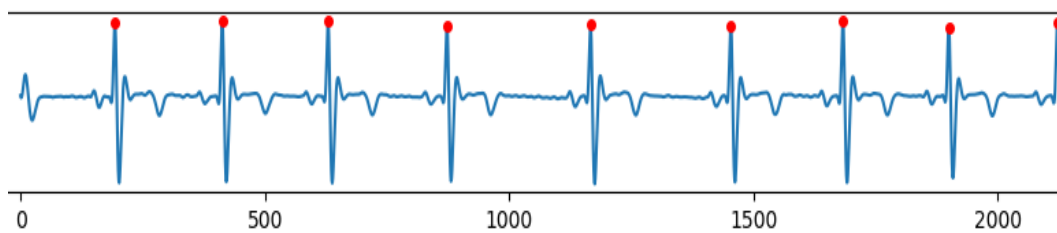
4.2 Deteksi Gelombang P Menggunakan Transformasi Jarak Lokal

Pada tahap deteksi gelombang P menggunakan transformasi jarak lokal disajikan beberapa eksperimen yang masuk dalam rangkain proses ini beserta hasil yang diperoleh. Percobaan pertama adalah deteksi puncak gelombang R kemudian disusul percobaan kedua adalah tahapan penentuan daerah pencarian maksimum gelombang P dan yang terakhir adalah penentuan lokasi gelombang P.

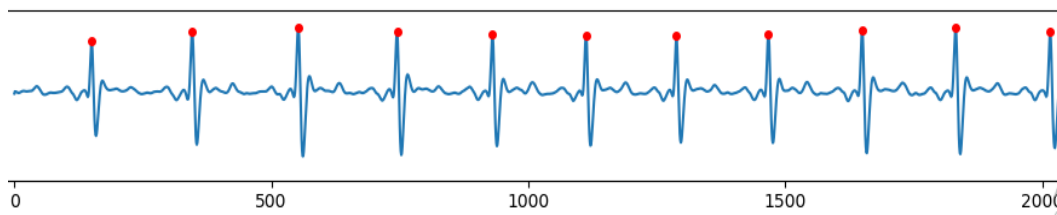
4.2.1 Deteksi Puncak Gelombang R

Sinyal ECG yang bersih dari noise dan artefak setelah keluar dari tahap preprocessing kemudian akan mulai dilakukan deteksi puncak gelombang R dengan menggunakan fungsi nilai maksimal. Hasil deteksi gelombang R dalam metode deteksi gelombang P menggunakan transformasi jarak lokal ini digunakan sebagai titik acuan untuk penentuan daerah pencarian maksimum.

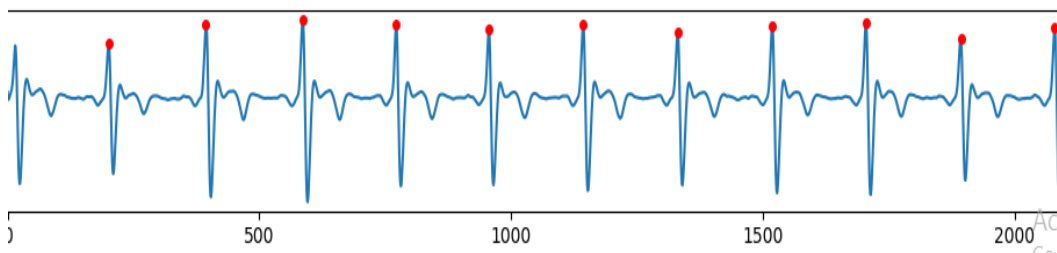
Berikut hasil uji coba deteksi puncak gelombang R pada beberapa jenis sinyal ECG.



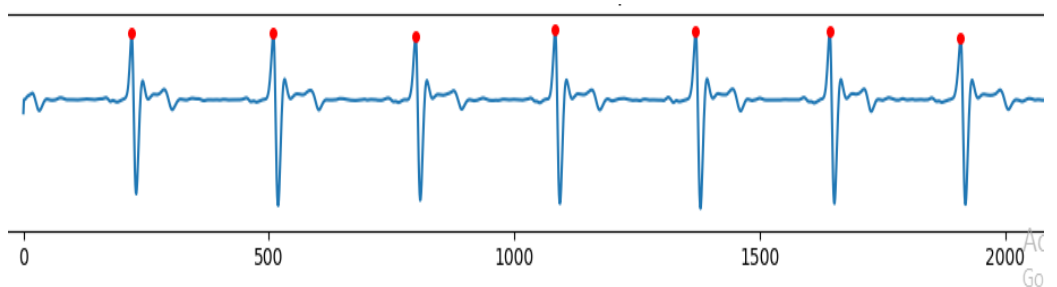
Gambar 4.11. Deteksi puncak R pada kondisi ECG normal(sel-16539)



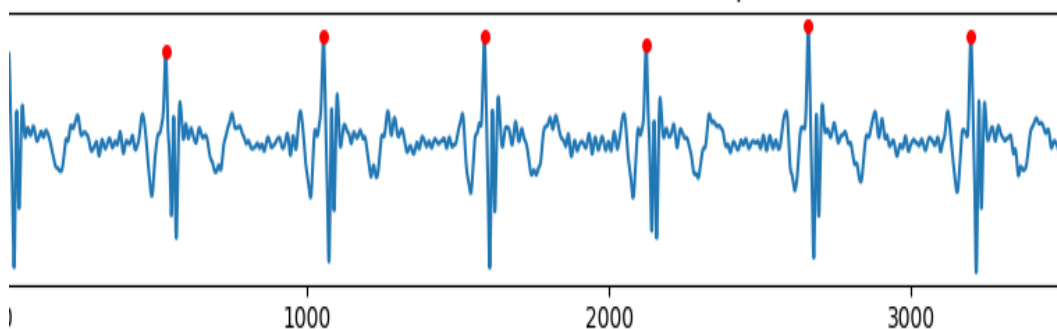
Gambar 4.12. Deteksi puncak R pada kondisi aritmia(sel-100)



Gambar 4.13. Deteksi puncak R pada kondisi aritmia dan gelombang U (sel-116)



Gambar 4.14. Deteksi puncak R pada kondisi atrial fibrilasi (sel-102)



Gambar 4.15 Deteksi puncak R pada kondisi LAE (anotasi manual)

Percobaan dilakukan dengan menggunakan beberapa data QT database physionet.org. Untuk percobaan pada kondisi jantung dengan kelainan pembesaran atrium, validasi dilakukan dengan membandingkan dengan anotasi atau observasi secara manual karena belum tersedia data anotasi sumber terbuka yang bisa diakses.

Dari hasil percobaan deteksi puncak gelombang R pada beberapa macam kondisi ECG diperoleh hasil akurasi deteksi puncak R dengan tepat 100%. Selain akurasi yang baik dalam deteksi teknik ini memiliki tingkat efisiensi karena menggunakan algoritma yang sederhana. Hasil perhitungan secara ringkas dapat dilihat pada tabel 4.2 berikut yang merupakan tabel perhitungan *time execution* deteksi gelombang R pada sinyal ECG yang diterapkan pada QT database, record sel-100 selama 1 menit membutuhkan waktu eksekusi sebesar 0.243000031 detik dengan hasil 80 titik gelombang R. Sedangkan dalam satu siklus deteksi puncak R membutuhkan waktu rata-rata 0.0025 detik.

Tabel. 4.2. Penghitungan Waktu Eksekusi Deteksi Puncak R

Gelombang R	Waktu(detik)	Gelombang R	Waktu(detik)
Ke-1	0.002000093	Ke-16	0.036000013
Ke-2	0.005000114	Ke-17	0.039000034
Ke-3	0.007000208	Ke-18	0.042000055
Ke-4	0.009999999	Ke-19	0.045000076
Ke-5	0.012000084	Ke-20	0.048000097
Ke-6	0.014000177	Ke-21	0.051000118
Ke-7	0.016000032	Ke-22	0.055999994

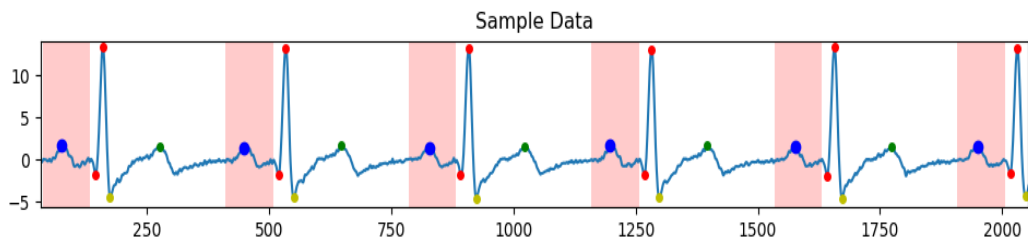
Tabel. 4.2. Penghitungan Waktu Eksekusi Deteksi Puncak R lanjutan

Gelombang R	Waktu(detik)	Gelombang R	Waktu(detik)
Ke-8	0.018000126	Ke-23	0.060000181
Ke-9	0.020000219	Ke-24	0.063000202
Ke-10	0.022000074	Ke-25	0.068000078
Ke-11	0.024000168
Ke-12	0.027000189
ke-13	0.029000044	ke-78	0.237000227
ke-14	0.031000137	ke-79	0.241000175
ke-15	0.032999992	ke-80	0.243000031

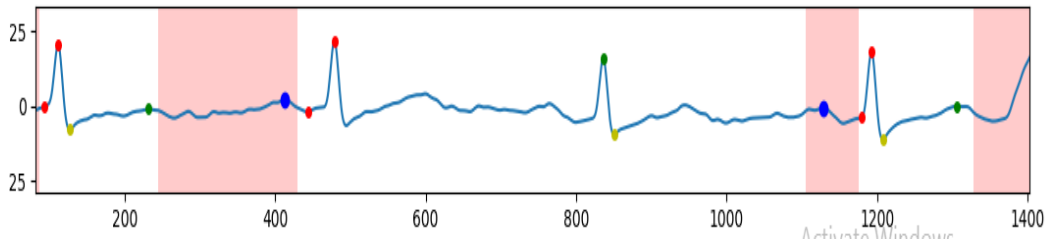
4.2.2 Penentuan Daerah Pencarian Maksimum Gelombang P

Penerapan transformasi jarak lokal selalu menggunakan daerah pencarian maksimum untuk membatasi area pencarian gelombang dalam setiap segmen. Penandaan daerah pencarian ini tidak boleh terlalu pendek atau terlalu panjang. Penentuan daerah pencarian yang terlalu pendek berpotensi posisi gelombang yang dicari terlewatkan. Sedangkan jika terlalu panjang maka daerah pembatas yang diharapkan menjadi pemisah antar komponen sinyal tidak efisien dan penentuan lokasi gelombang terganggu oleh gelombang lain yang masuk dalam area penandaan.

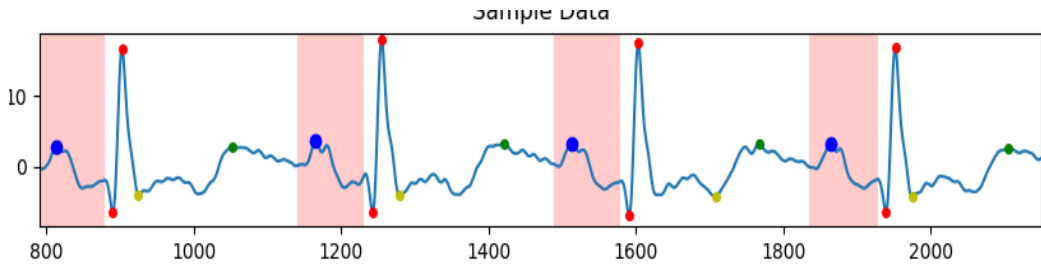
Berikut adalah contoh hasil penentuan daerah maksimum gelombang P yang dapat dilihat pada gambar 4.14. Daerah Lokasi pencarian maksimum diarsir dengan warna merah muda.



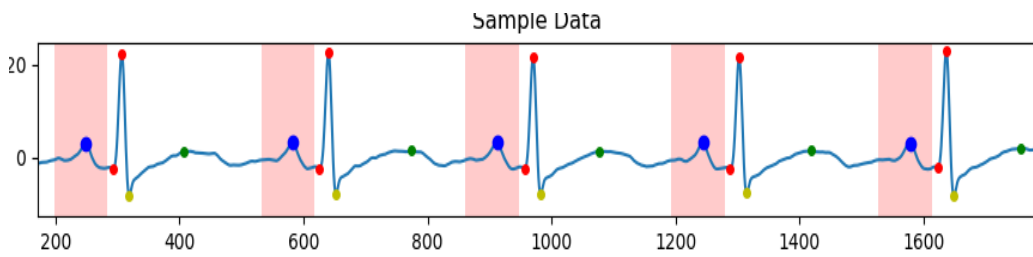
Gambar 4.16 Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG normal



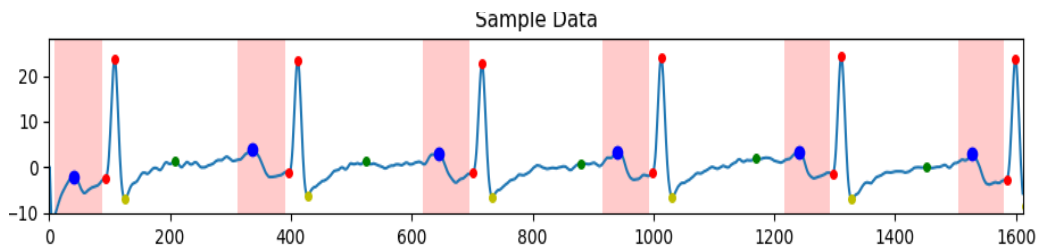
Gambar 4.17. Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG Afib



Gambar 4.18 Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG LAE



Gambar 4.19 Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG RAE



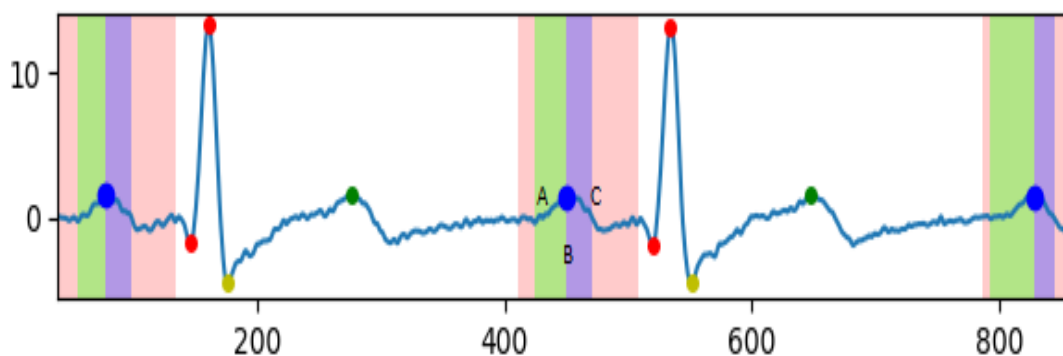
Gambar 4.20 Penentuan daerah lokasi maksimum pada ECG BE

4.2.3 Penentuan Lokasi Gelombang P

Setelah melalui tahap penandaan daerah pencarian maksimum maka langkah selanjutnya adalah memulai penentuan lokasi gelombang P pada area yang telah ditandai tersebut. Titik yang dicari adalah poin awal atau posisi dimulainya gelombang P yang disebut dengan Ponset(Pon) dan titik di mana gelombang P berada pada puncak(magnitudo maksimal) yang dikenal dengan Ppeak dan posisi saat berakhirnya gelombang P atau Poffset(Poff).

Titik-titik fidusial diantaranya adalah Pon, Ppeak dan Poff yang telah ditemukan akan digunakan sebagai acuan untuk menghitung nilai atribut-atribut yang berupa interval atau durasi pada tahap ekstraksi ciri.

Gambar 4.19 berikut adalah gambar hasil deteksi lokasi gelombang P dengan menggunakan metode transformasi jarak lokal.



Gambar 4.21 Deteksi Lokasi Gelombang P

Hasil pendeteksian titik-titik fidusial dan interval pada hasil plotting sinyal ECG diberikan dengan tanda warna yang berbeda. Warna merah muda adalah daerah pencarian maksimum gelombang P. Titik awal gelombang P adalah titik awal dari daerah yang diarsir hijau(A), kemudian titik akhir daerah berwarna ungu(C) adalah Poff, sedangkan titik pertemuan antara daerah hijau dan ungu(B) adalah titik Ppeak.

Eksperimen selanjutnya adalah menguji titik-titik hasil deteksi. Data dari QT database kemudian dibandingkan dengan data hasil penghitungan dengan algoritma transformasi local distance. Yakni dengan cara menghitung selisih antara titik-titik Pon Ppeak dan Poff yang ada pada tabel notasi QT dengan hasil penghitungan oleh aplikasi python. Selisih antara titik tersebut adalah nilai error yang hasilnya dipaparkan pada tabel 4.3 berikut ini.

Tabel 4.3 Nilai rata-rata dan standar deviasi error lokasi gelombang P

Sinyal	Pon Mean	Pon SD	Ppeak Mean	Ppeak SD	Poff Mean	PoffSD
sel100	-2.66	5.96	-5.66	10.12	0.6	7.8
Sel102	0	0	0	0	0	0
Sel103	7.6	0.66	5.3	1.18	-5.7	2.14
Sel104	-0.25	20.06	-16.75	22.39	-14.75	20.83
Sel114	-1.25	3.369	-3.16	5.75	-3.33	4.027

Tabel 4.3 Nilai rata-rata dan standar deviasi error lokasi gelombang P lanjutan

Sinyal	Pon Mean	Pon SD	Ppeak Mean	Ppeak SD	Poff Mean	PoffSD
Sel116	7	6.318	4.94	2.014	-0.53	2.872
Sel117	-1.14	6.01	3.43	0.728	0.43	1.178
Sel123	3.28	2.76	4	0.75	0.71	1.03
sel14046	11.08	2.49	5.33	0.745	-1.75	0.829
sel14157	7.75	1.39	3.25	1.984	8.125	5.73
sel14172	-2.66	3.248	2.83	0.68	-3.66	1.49
sel16773	0.625	5.023	3.125	2.043	3.25	1.984
.....
.....
CSE		10		8.3		12.7
Global	7.2	8.2	5.75	7.4	-1.2	11.7

Dari tabel nilai error tersebut dapat diketahui bahwa hasil deteksi dengan algoritma transformasi jarak lokal sesuai dengan persyaratan standar batas standar deviasi nilai error yang ditetapkan oleh *Common Standard in Electrocardiography (CSE)*[27]. Sehingga layak digunakan untuk alat ekstraksi ciri gelombang P sebagai masukan proses klasifikasi untuk mendeteksi adanya kelainan atrium jantung.

4.3 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur dengan metode Local Distance Transform (DOM) pada sampel sinyal ECG pada penelitian ini terutama dilakukan untuk mengekstraksi parameter temporal Gelombang P sinyal ECG yakni durasi interval PR, durasi Gelombang P serta amplitud gelombang P. Ekstraksi fitur merupakan tahap penting dalam penelitian ini karena dari hasil parameter yang diperoleh dapat menjadi sumber masukan pada tahap klasifikasi.

Fitur-fitur yang diperoleh menjadi informasi penting bagi ahli kardiologis dalam membantu menegakkan diagnosa terhadap penyakit jantung terutama kelainan pada atrium. Sebagai contoh proses ekstraksi fitur, Tabel 4.4 Hasil ekstraksi fitur berikut ini adalah contoh hasil ekstraksi ciri pada data ECG pasien dengan label normal yang dihasilkan oleh algoritma local distance transform.

Tabel. 4.4 Hasil Ekstraksi Fitur

Beat 1 ke beat 2	RR Interval : 374 P onset Penandaan Area : 37 P offset Penandaan area : 134 P onset terdeteksi : 54 P offset terdeteksi : 98 P Peak : 76 V P Peak : 1.61008914307 P wave terdeteksi : 44 PR Interval : 106
Beat 2 ke beat 3	RR Interval : 375 P onset Penandaan Area : 411 P offset Penandaan area : 508 P onset terdeteksi : 424 P offset terdeteksi : 471 P Peak : 449 V P Peak : 1.42506504627 P wave terdeteksi : 47 PR Interval : 110
.....
.....
Beat 12 ke beat 13	RR Interval : 374 P onset Penandaan Area : 4154 P offset Penandaan area : 4251 P onset terdeteksi : 4154 P offset terdeteksi : 4212 P Peak : 4197 V P Peak : 1.52505649743 Pwave : 97 PR Interval : 123
Fitur yang diambil	Rata-rata PR : 0.228
	Rata-rata amplitudo P : 1.55333742
	Sd PR : 0.011489125
	Sd Amplitudo : 0.093823679
	Rata-rata Pon to Ppeak : 0.038
	Rata-rata Ppeak to Poff : 0.062
	Rata-rata Durasi Gel. P : 0.102
	Jumlah P terdeteksi : 12

Fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah fitur grup, yang diambil dalam satu rangkaian durasi perekaman. Fitur yang digunakan adalah rata-rata

panjang interval PR, rata-rata durasi Gelombang P, rata-rata amplitudo gelombang P, rata-rata Pon ke Ppeak, rata-rata Ppeak ke Poff standar deviasi PR, durasi Gelombang P, serta jumlah kemunculan gelombang P.

Nilai rata-rata dari parameter diperoleh dari jumlah nilai fitur dalam setiap beat dibagi jumlah gelombang yang terdeteksi. Begitu juga nilai standar deviasi adalah standar deviasi dari sejumlah nilai fitur dari jumlah gelombang yang terdeteksi

4.4 Klasifikasi

Untuk memprediksi adanya gangguan pada atrium jantung digunakan metode klasifikasi random forest. Percobaan pertama terhadap metode klasifikasi ini adalah dengan mencobanya dengan parameter jumlah pohon keputusan yang berbeda. Dari literatur disebutkan bahwa peningkatan jumlah pohon keputusan berbanding lurus dengan nilai akurasi. Jadi eksperimen ini bertujuan membuktikan apakah semakin besar jumlah pohon keputusan membuat nilai akurasi semakin tinggi sekaligus untuk mencari performa terbaik yang dapat dicapai.

Tabel 4.5. Hasil percobaan klasifikasi Random Forest dengan jumlah pohon keputusan yang berbeda.

Jumlah Pohon	<i>Time (second)</i>	<i>Accuracy (%)</i>	<i>ROC</i>	<i>OOB error</i>
10	0.01	94.0299	0.983	0.1194
15	0.01	94.7761	0.984	0.0821
20	0.01	94.7761	0.983	0.0896
25	0.02	94.7761	0.982	0.0597
30	0.03	94.7761	0.982	0.0597
50	0.04	94.7761	0.981	0.0522
100	0.05	94.7761	0.979	0.0597
150	0.07	94.7761	0.979	0.0672
200	0.08	94.7761	0.979	0.0672

Dari tabel 4.5 di atas diketahui bahwa seiring dengan bertambahnya jumlah pohon keputusan, akurasi dan nilai ROC (Receiver Operating

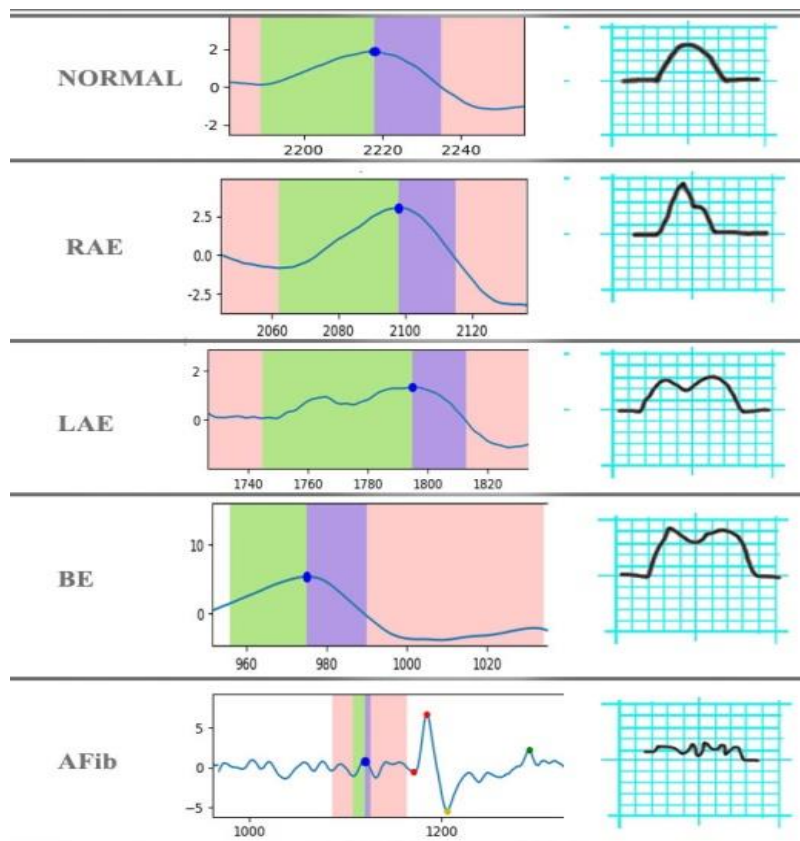
Characteristic) juga meningkat dan nilai error OOB(out-of-bag) juga semakin menurun. Namun pada saat jumlah pohon keputusan mencapai 25, tidak ada lagi peningkatan akurasi maupun nilai ROC, meskipun masih ada penurunan nilai error OOB. Di sisi lain waktu eksekusi yang diperlukan semakin besar. Sehingga parameter jumlah pohon keputusan yang optimal adalah 25 pohon yang menghasilkan akurasi sebesar 94.77% dan nilai ROC sebesar 0.982 yang dikerjakan dalam waktu 0,02 detik.

Untuk analisa lebih lanjut berdasarkan morfologi gelombang P adalah hasil percobaan untuk mengetahui kesalahan klasifikasi oleh Random Forest. Tabel 4.6 adalah konfusi matrik hasil klasifikasi Random Forest dengan 25 pohon keputusan.

Tabel. 4.6. Matrik Konfusi

		Predicted output				
		Normal	LAE	RAE	BE	AFib
Real Output	Normal	30	0	0	0	0
	LAE	0	13	0	1	0
	RAE	0	0	29	0	1
	BE	0	0	0	30	0
	AFib	1	0	2	2	25

Dari tabel konfusi di atas diketahui bahwa kelas AFib memiliki tingkat kesalahan tinggi, yang paling sering terjadi kesalahan klasifikasi morfologis oleh model random forest dalam skenario pengujian dan kemudian diikuti oleh kelas LAE. Kesalahan klasifikasi ini akan sangat terlihat ketika atrial fibrilasi yang terjadi tidak parah, dan keberadaan gelombang P masih dapat dideteksi, dan durasi gelombang P dekat dengan kisaran gelombang P normal. Sedangkan untuk kesalahan klasifikasi kelas LAE, yang dianggap sebagai BE adalah mungkin karena LAE dan BE, keduanya memiliki rentang durasi gelombang-P di atas gelombang reguler. Gambar 6 menunjukkan bentuk morfologi gelombang-P.



Gambar. 4. 22. Morfologi gelombang-P

Berikut ini adalah tolok ukur kinerja terdiri dari akurasi klasifikasi (Acc), sensitivitas (Se), spesifisitas (Sp), Nilai Prediktif Positif (PPV), nilai prediktif negatif (NPV) yang dihasilkan dari klasifikasi random forest. Selengkapnya tercantum pada tabel 4.7.

Tabel. 4.7. Hasil Pengukuran klasifikasi random forest

Kelas	TP	FP	TN	FN	P+ (%)	P- (%)	Se (%)	Sp (%)	Acc (%)
AF	0.83	0.00	1.00	0.17	100	85	83	100	91
N	1.00	0.02	0.98	0.00	98	100	100	98	99
LAE	0.82	0.00	1.00	0.18	100	85	82	100	91
BE	1.00	0.04	0.96	0.00	96	100	100	96	98
RAE	1.00	0.01	0.99	0.00	99	100	100	99	100
Overall Average (%)					98.5	93.37	93	98.6	94.77

Dalam literatur lain, pendekatan dengan morfologi gelombang P digunakan untuk mengklasifikasikan beberapa kelainan jantung dengan beberapa kelas yang beragam. Tabel 4.8 menyajikan perbandingan pekerjaan kami dengan beberapa pekerjaan lain.

Tabel 4.8. Perbandingan klasifikasi berdasarkan gelombang P

Technik	Jumlah Kelas	Klasifikasi	Performa
Local Distance Transform (Penelitian ini)	5	Random Forest	Acc : 94.77% Se : 93% Sp : 98.6%
Wavelet[8]	3	Neural networks	Acc : 69%
Wavelet[9]	4	LDA	Tidak Dilaporkan Acc: 79.28
Wavelet[10]	6	Neural Networks	Se : 43.92% Sp :88.77%
PP interval[7]	2	Decission tree	Acc : 96.0% Se : 100%
Dual-Slope, Search Interval[11]	2	AF decision rules	Sp : 96% Acc : 90.9%
PP interval[12]	2	SVM	Sp : 91% Se : 87.5%

Dari pengukuran parameter yang ada dan perbandingan dengan literatur lain, dapat dikatakan bahwa kinerja klasifikasi random forest dalam penelitian ini sebanding dengan algoritma berkinerja terbaik lainnya.

Hasil klaifikasi ini membuktikan bahwa adanya pembesaran atrium maupun atrial fibrilasi dapat dianalisa dari morfologi gelombang P yang meliputi durasi dan amplitudo. Selain itu juga merupakan bukti lain yang menunjukkan bahwa performa algoritma deteksi gelombang P yang diusulkan memiliki kinerja

yang bagus baik saat divalidasi dengan data anotasi QT base maupun dengan validasi manual dari ahli jantung.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 5

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan penelitian yang sudah dilakukan, kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini sudah berhasil menghasilkan metode analisa data gelombang P sinyal ECG untuk menentukan kelainan jantung terutama adanya pembesaran atrium dan gangguan atrial fibrilasi.
2. Penelitian ini membuktikan metode transformasi jarak lokal dapat digunakan untuk deteksi sekaligus ekstraksi ciri gelombang P sebagai bahan analisa data yang akurat dengan nilai error global rendah dan nilai standar deviasi error dalam batasan *Common Standard in Electrocardiography* (CSE).
3. Penelitian ini sudah berhasil menerapkan klasifikasi morfologi gelombang P menggunakan random forest dengan tingkat akurasi yang baik (94.77%).
4. Pendeteksian gelombang pada sinyal ECG sangat dipengaruhi oleh pemilihan spectrum gelombang saat proses pemfilteran. Untuk metode berbasis temporal, filter butterworth bekerja bagus dalam orde rendah.
5. Penelitian ini membuktikan bahwa metode transformasi jarak lokal untuk mendeteksi gelombang P berdasarkan interval RR sebagai umpan balik memerlukan waktu eksekusi yang kecil dengan menggunakan fungsi maksimal nilai sampel untuk mencari nilai puncak R.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh, penulis mengajukan beberapa saran yang diharapkan dapat menjadi bahan masukan bagi pihak-pihak yang berkepentingan dengan penelitian ini. Adapun saran-saran tersebut antara lain:

- 1) Penelitian ini menggunakan dataset dengan pelabelan manual per satu set sinyal ECG dan fitur yang digunakan adalah fitur grup, untuk itu penulis menyarankan agar tersedia data anotasi sinyal ECG berdasar kelainan

pembesaran atrium perbeat yang berstandar dan bersifat terbuka untuk penelitian yang berkelanjutan.

- 2) Penelitian ini menggunakan jumlah sampel 134 dan jumlah kelas yang tidak seimbang. Bagi penelitian selanjutnya penulis menyarankan hendaknya perlu menambahkan jumlah sampel, dan menggunakan data uji yang seimbang serta memepertimbangkan penambahan fitur temporal lain sehingga performa yang dihasilkan lebih baik.
- 3) Untuk perangkat wearable dengan sumber daya rendah yang saat ini masih hanya sebatas memonitor heart rate ECG, penulis menyarankan agar mengembangkan analisa data termasuk gelombang P pada sinyal ECG dengan memanfaatkan metode transformasi jarak lokal atau metode sejenis yang efisien.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] World Health Organization. "Noncommunicable Diseases Country Profiles 2018," Geneva, Switzerland, 2018. Licence: CC BY-NC-SA 3.0 IGO.
- [2] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, Badan Penelitian Dan Pengembangan Kesehatan. "Laporan Riset Kesehatan Dasar (RISKESDAS) 2018," Jakarta, Indonesia, 2018.
- [3] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Pedoman Penyelenggaraan P2PTM," Jakarta, Indonesia Desember 2018.
- [4] Yasak, Abdul; Arifin, Achmad, "Ekstraksi Parameter Temporal Sinyal ECG Menggunakan Difference Operation Method", The 13th Seminar on Intelligent Technology and Its Applications, 2012
- [5] Baranchuk, Adrian & Luna, Antoni. "The P-wave morphology: what does it tell us?." *Herzschrittmachertherapie & Elektrophysiologie*. 26. 10.1007/s00399-015-0385-3, 2015.
- [6] A. Rajkumar, M. Ganesan and R. Lavanya, "Arrhythmia classification on ECG using Deep Learning," 2019 5th International Conference on Advanced Computing & Communication Systems (ICACCS), Coimbatore, India, 2019, pp. 365-369.
- [7] Potse Mark, Lankveld Theo A.R., Zeemering Stef, Dagnelie Pieter C., Stehouwer Coen D.A., Henry Ronald M., Linnenbank Andr'e C., Kuijpers Nico H.L., Schotten Ulrich, "P-wave complexity in normal subjects and computer models," *Journal of Electrocardiology*, 2016, doi: 10.1016/j.jelectrocard.2016.05.00.
- [8] A. Diery, Y. Abbosh, D. V. Thiel, T. R. H. Cutmore and D. Rowlands, "Classification of atrial enlargement using neural networks," 2008. 8th International Symposium on Antennas, Propagation and EM Theory, Kunming, 2008, pp. 1462-1465.
- [9] Snehal Thalkar, Prof.Dhananjay Upasani "Feature Extraction and Classification of P-wave using LDA", 2014. 1st International Journal of Electronics Communication and Computer Engineering (IJECCE) Vol. 5 Issue 4, July-2014 ISSN: 2249-071X.
- [10] Dewangan, Naveen & Shukla, Dr Soorya. "ECG arrhythmia classification using discrete wavelet transform and artificial neural network". 2016. 1892-1896. 10.1109/RTEICT.2016.7808164., Yogyakarta 17 Juni 2006, ISSN:

1907-5022

- [11] R. Firoozabadi, R. E. Gregg and S. Babaeizadeh, "P-wave Analysis in Atrial Fibrillation Detection Using a Neural Network Clustering Algorithm," Computing in Cardiology Conference (CinC), Maastricht, Netherlands, 2018, pp. 1-4.
- [12] AlMusallam, M., & Soudani, A. "Embedded Solution for Atrial Fibrillation Detection using Smart Wireless Body Sensors." 2019. IEEE Sensors Journal, 1–1. doi:10.1109/jsen.2019.2906238.
- [13] P. Aparna and K. M. Sharma, "Detection of A Fib and its Classification using SVM," 2020. 2nd International Conference on Innovative Mechanisms for Industry Applications (ICIMIA), Bangalore, India, 2020, pp. 116-120.
- [14] Lippincott Williams & Wilkins, "ECG interpretation made incredibly easy!." 5th ed 323 Norristown Road, Suite 200, Ambler, 2011, PA 19002-2756.
- [15] Cinyandy, Riza. "Anestesia Jantung Kongenital", Aksara Bermakna. SMF. Anestesi dan perawatan intensif RS. Pusat Jantung dan Pembuluh Darah Harapan Kita. Jakarta 2014.
- [16] Boom, Cindy Elfira, "Panduan klinis perioperatif kardiovaskular anestesia", Aksara Bermakna. Anestesi dan perawatan intensif RS. Pusat Jantung dan Pembuluh Darah Harapan Kita, Jakarta 2013.
- [17] Martini, Frederic H. Ober, William C. "ECG Fundamental of Anatomy & Physiology", Prentice Hall. 2001
- [18] Departemen Ilmu Penyakit Dalam FK Universitas Muhammadiyah Yogyakarta "Suplemen EKG Untuk Dokter Muda FK Universitas Muhammadiyah Yogyakarta,"
- [19] Green RM. A Translation of Luigi Galvani's De Viribus Electricitatis in Moto Musculari Commentarius. Baltimore, MD: Waverly Press; 1953.
- [20] Acierno. "The History of Cardiology", New York: Parthenon, 1994.
- [21] ben messaoud, Mohamed & Khelil, Basma & Kachouri, Abdennaceur. "Analysis and Parameter Extraction of P Wave Using Correlation Method", Int. Arab J. Inf. Technol.. 6. 40-46, 2009.
- [22] Cadogan, M.. "P Wave LITFL ECG Library", 2019 [online] LITFL: Life in the Fast Lane Medical Blog. Available at: <<https://litfl.com/p-wave-ECG-library/>> [Accessed 10 Mei 2020].
- [23] Yan Wang, Lirong Wang, Xiaohe Chen, and Wenliang Zhu, "P-wave

- Detection and Delineation Based on Distances Transform,” IEEE Trustcom/BigDataSE/ISPA, in Tianjin: China, 2016, pp. 2197 – 2201.
- [24] E. Manibardo et al., "ECG-based Random Forest Classifier for Cardiac Arrest Rhythms," 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Berlin, Germany, 2019, pp. 1504-1508.
- [25] Ruhi Mahajan, Rishikesan Kamaleswaran, John Andrew Howe, Oguz Akbilgic. "Cardiac Rhythm Classification from a Short Single Lead ECG Recording via Random Forest. the PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2017," Computing in Cardiology, vol. 44, 2017
- [26] Laguna P, Mark RG, Goldberger AL, Moody GB. A Database for Evaluation of Algorithms for Measurement of QT and Other Waveform Intervals in the ECG. *Computers in Cardiology* 24:673-676 (1997).
- [27] "Recommendations for measurement standards in quantitative electrocardiography. The CSE Working Party." *European heart journal* vol. 6,10 (1985): 815-25.
- [28] Robert Fisher, Simon Perkins, Ashley Walker and Erik Wolfart "Distance Transform," *Hypermedia Image Processing Reference (HIPR2)*, 2003.
- [29] Bruce Carter, Ron Mancini "Op Amps for Everyone" *Fifth Edition Analog Signal Chain and Power Supply Specialist*, Texas, USA Ron Mancini Consultant, USA, 2017
- [30] Osmar Antonio Centuriñn, Laura Beatriz GarcÃ-a, Alberto Marecos, Judith Torales, Karina Scavenius, Luis MiÃ±o and Orlando Sequeira "P-Wave Morphology, Amplitude, Duration and Dispersion in Atrial Arrhythmias" *Journal of Cardiology and Therapeutics*, Paraguay, 2018.
- [31] Federica Censi, G. Calcagnini, C. Ricci, R. P. Ricci, M. Santini, A. Grammatico, P. Bartolini, "P-Wave Morphology Assessment by a Gaussian Functions-Based Model in Atrial Fibrillation Patients," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 4, pp. 663-672, April 2007, doi: 10.1109/TBME.2006.890134.
- [32] D. Sopic, E. De Giovanni, A. Aminifar and D. Atienza, "Hierarchical cardiac-rhythm classification based on electrocardiogram morphology," *2017 Computing in Cardiology (CinC)*, Rennes, 2017, pp. 1-4, doi: 10.22489/CinC.2017.343-119.
- [33] R. Couceiro, J. Henriques, R. P. Paiva, M. Antunes and P. Carvalho, "Physiologically motivated detection of Atrial Fibrillation," *2017 39th*

Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Seogwipo, 2017, pp. 1278-1281, doi: 10.1109/EMBC.2017.8037065.

- [34] A. Loewe, R. Andlauer, P. G. Platonov, O. Dössel and G. Seemann, "Left atrial hypertrophy increases P-wave terminal force through amplitude but not duration," *2016 Computing in Cardiology Conference (CinC)*, Vancouver, BC, 2016, pp. 1-4.
- [35] Anwar, S. M., Gul, M., Majid, M., & Alnowami, M. (2018). Arrhythmia Classification of ECG Signals Using Hybrid Features. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018, 1–8. doi:10.1155/2018/1380348.
- [36] Jungkuk Kim, Minkyu Kim, Injae Won, Seungyhul Yang, Kiyoun Lee, & Woong Huh. (2009). A biomedical signal segmentation algorithm for event detection based on slope tracing. *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. doi:10.1109/iembs.2009.5333874.
- [37] S.C. Jordan, Olive Scott, "Chapter 4 - Cardiac investigations", Editor(s): S.C. Jordan, Olive Scott, *Heart Disease in Paediatrics (Third Edition)*, Butterworth-Heinemann, 1989, Pages 22-56, ISBN 9780750605373, doi:10.1016/B978-0-7506-0537-3.50008-8.
- [38] D'Aloia, M., Longo, A., & Rizzi, M. Noisy ECG Signal Analysis for Automatic Peak Detection. *Information*, 2019, 10(2), 35. doi:10.3390/info10020035
- [39] Ghaffari, A., Homaeinezhad, M. R., Akraminia, M., Atarod, M., & Daevaeiha, M. (2009). "A robust wavelet-based multi-lead electrocardiogram delineation algorithm". *Medical Engineering & Physics*, 31(10), 1219–1227. doi:10.1016/j.medengphy.2009.07.017
- [40] Chen, G., Chen, M., Zhang, J., Zhang, L., & Pang, C. (2020). "A Crucial Wave Detection and Delineation Method for Twelve-lead ECG Signals". *IEEE Access*, 1–1. doi:10.1109/access.2020.2965334
- [41] Maršánová L, Němcová A, Smíšek R, Vítek M, Smital L. "Advanced P Wave Detection in Ecg Signals During Pathology: Evaluation in Different Arrhythmia Contexts". *Sci Rep*. 2019;9(1):19053. Published 2019 Dec 13. doi:10.1038/s41598-019-55323-3.
- [42] Thaler, M.S. "Chapter 1 - The Basics", *The Only EKG Book You'll Ever Need, 5th*, Lippincott Williams & Wilkins, USA, 2007. ISBN 0781773156, 9780781773157.

[43] Challenge TB Project, " Guidance on requirements for QTc measurement in ECG monitoring when introducing new drugs and shorter regimens for the treatment of Drug-resistant Tuberculosis".

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN

Tabel Spesifikasi Mesin ECG Yang Digunakan :

Aspek	Spesifikasi
Lead	Standard 12 leads
Input Circuit	Built-in defibrillator protection
Acquisition Mode	Simultaneous 12 leads acquisition
Measurement Range	$\pm 5\text{mVpp}$
Time Constant	$\approx 3.2\text{s}$
Frequency Response	0.05Hz~150Hz (-3dB)
Sensitivity	2.5mm/mV 5 mm/mV, 10 mm/m, 20 mm/m
Input Impedance	$\approx 50\text{MO}$
Input Circuit Current	$< 0.05\mu\text{A}$
Noise Level	$< 15\mu\text{Vp-p}$
Anti Baseline Drift	Automatic
Patient Current Leakage	$< 10\mu\text{A}(220\text{V}-240\text{V})$
Filter	EMG Filter: 25 Hz/ 30 Hz/ 40Hz
Low Pass Filter:	75 Hz/ 100 Hz/ 150Hz
DFT Filter:	0.05 Hz/ 0.15 Hz/ 0.25 Hz/ 0.32 Hz/ 0.5 Hz/ 0.67Hz/ ADS
AC Filter :	50 Hz / 60Hz
CMRR	100dB
Recording Mode	Automatic: 12CH \times 1 , Manual:
	3CH \times 4+1R ,
	6CH \times 2, 3CH \times 4+3R , 12 CH
	6CH, 1CH
Rhythm: Any lead selectable	Recording System
Thermal matrix printing	Recording Paper
Roll: 216mm \times 30m	216mm \times 30m, 210mm \times 30m
Z-fold:	210mm \times 295mm \times 200 sheets
Paper Speed	5 mm/s, 6.25 mm/s, 50 mm/s
Display	800 \times 480 pixel TFT LCD
Interface	Network interface, USB Master/Slave,
Safety Standard	IEC I/CF
Sample Rate	
1. Normal:	1000sps/channel
2. Pacemaker:	10000sps/channel
Pacemaker Detection	$\approx \pm 2\text{ mV} \approx \pm 0.1\text{ ms}$
Dimension	435mm \times 335mm \times 98mm
Weight	4Kg(include battery)
Power Supply	AC: 100~240V 50/60Hz
DC: 14.8V/4400mAh	built-in lithium battery

Halaman ini sengaja dikosongkan

Tabel Data Sampel

No	ID Pasien	Usia	Jenis Kelamin	Kondisi Jantung
1	20170513132140	25	Perempuan	Normal
2	20170513132539	-	Perempuan	Normal
3	20170513132743	-	Laki-laki	Normal
4	20170515082953	51	Perempuan	Normal
5	20170518152659	31	Laki-laki	Normal
6	20170518152949	-	Laki-laki	Normal
7	20170519084045	56	Perempuan	Normal
8	20170519085157	53	Perempuan	Normal
9	20170519090607	54	Perempuan	Normal
10	20170522080943	43	Perempuan	RAE
11	20170522085339	50	Perempuan	RAE
12	20170522092119	45	Perempuan	RAE
13	20170522092653	46	Perempuan	Normal
14	20170522094049	54	Perempuan	BE
15	20170522095818	52	Perempuan	Normal
16	20170523084036	57	Perempuan	RAE
17	20170523084958	75	Perempuan	RAE
18	20170523085927	74	Laki-laki	RAE
19	20170524072857	51	Perempuan	AF
20	20170524083308	59	Laki-laki	LAE
21	20170524092448	68	Perempuan	Normal
22	20170524100635	41	Laki-laki	RAE
23	20170524100635	41	Laki-laki	RAE
24	20170608081301	0	Perempuan	BE
25	20170608081309	44	Perempuan	BE
26	20170608082135	71	Perempuan	BE
27	20170608094901	65	Laki-laki	BE
28	20170608094902	65	Laki-laki	BE
29	20170629094454	59	Perempuan	AF
30	20170629094455	59	Perempuan	AF
31	20170630075954	60	Laki-laki	RAE
32	20170706084448	68	Laki-laki	AF
33	20170714080043	46	Perempuan	BE
34	20170720105810	78	Laki-laki	BE
35	20170724095612	61	Laki-laki	BE
36	20170725112905	45	Laki-laki	Normal
37	20170803103814	58	Laki-laki	RAE
38	20170805102136	53	Laki-laki	BE
39	20170810090715	67	Laki-laki	LAE

Tabel Data Sampel lanjutan

No	ID Pasien	Usia	Jenis Kelamin	Kondisi Jantung
40	20170821090933	58	Perempuan	RAE
41	20170822100958	58	Perempuan	AF
42	20170905095523	-	Perempuan	RAE
43	20170908145550	32	Laki-laki	RAE
44	20170914123308	68	Perempuan	RAE
45	20170915164024	29	Perempuan	BE
46	20170915165736	56	Laki-laki	RAE
47	20170915174950	-	Perempuan	LAE
48	20170916101819	68	Laki-laki	AF
49	20170920173724	66	Perempuan	Normal
50	20170925113121	45	Perempuan	AF
51	20170925113238	45	Laki-laki	AF
52	20170926161018	43	Laki-laki	LAE
53	20170928081004	64	Laki-laki	BE
54	20170929093535	53	Laki-laki	BE
55	20170930081607	50	Perempuan	LAE
56	20171003081337	45	Laki-laki	LAE
57	20171003105229	66	Perempuan	BE
58	20171009091616	50	Laki-laki	BE
59	20171012093857	45	Laki-laki	AF
60	20171012101711	49	Perempuan	AF
61	20171020080825	94	Perempuan	AF
62	20171020091958	50	Laki-laki	AF
63	20171024104113	45	Laki-laki	AF
64	20171102125226	50	Laki-laki	AF
65	20171122084552	21	Perempuan	AF
66	20171124102409	50	Perempuan	AF
67	20171127114848	45	Laki-laki	AF
68	20171130161134	45	Laki-laki	AF
69	20171205085646	80	Laki-laki	BE
70	20171208163219	45	Perempuan	BE
71	20171209083142	55	Perempuan	AF
72	20171218105952	45	Laki-laki	RAE
73	20171221103929	50	Perempuan	BE
74	20171222073023	53	Perempuan	AF
75	20171229100139	45	Laki-laki	AF
76	20180103180452	50	Laki-laki	AF
77	20180104083332	45	Perempuan	RAE
78	20180104141434	49	Perempuan	AF

Tabel Sampel data pasien lanjutan

No	ID Pasien	Usia	Jenis Kelamin	Kondisi Jantung
79	20180105102621	53	Laki-laki	RAE
80	20180105110349	56	Laki-laki	Normal
81	20180105171534	1	Laki-laki	Normal
82	20180106100648	45	Laki-laki	AF
83	20180108084602	45	Laki-laki	AF
84	20180108094451	1	Perempuan	Normal
85	20180108095945	45	Laki-laki	RAE
86	20180110075507	45	Perempuan	BE
87	20180110091003	1	Laki-laki	Normal
88	20180111074742	38	Laki-laki	BE
89	20180111080933	44	Perempuan	Normal
90	20180111082818	47	Perempuan	RAE
91	20180115124913	0	Perempuan	Normal
92	20180117072252	45	Perempuan	RAE
93	20180117093220	55	Perempuan	RAE
94	20180123125325	48	Laki-laki	LAE
95	20180131170847	55	Perempuan	LAE
96	20180205163543	44	Perempuan	BE
97	20180205163543	44	Perempuan	BE
98	20180219105845	45	Laki-laki	RAE
99	20180220120721	45	Perempuan	BE
100	20180228173327	59	Perempuan	BE
101	20180305161302	39	Perempuan	Normal
102	20180307103909	0	Perempuan	LAE
103	20180629165103	27	Laki-laki	AF
104	20180705143346	43	Perempuan	BE
105	20180724100258	45	Perempuan	BE
106	20180724100259	45	Perempuan	BE
107	20180808172532	69	Laki-laki	RAE
108	20180809102552	45	Laki-laki	Normal
109	20180809194457	45	Perempuan	RAE
110	20180813162650	15	Laki-laki	RAE
111	20180813183950	42	Perempuan	Normal
112	20180824093118	1	Laki-laki	Normal
113	20180824112348	45	Perempuan	BE
114	20180825203137	45	Perempuan	BE
115	20180825203229	45	Laki-laki	BE
116	20180827092732	47	Laki-laki	Normal
117	20180827161634	58	Laki-laki	AF

Tabel Data sampel pasien lanjutan

No	ID Pasien	Usia	Jenis Kelamin	Kondisi Jantung
118	20180827161826	-	Perempuan	LAE
119	20180828110425	23	Laki-laki	LAE
120	20180831150307	45	Perempuan	LAE
121	20180831165234	-	Perempuan	RAE
122	20180831171933	-	Perempuan	Normal
123	20181014085341	49	Perempuan	AF
124	20181014090641	49	Perempuan	LAE
125	20181027095842	-	Perempuan	Normal
126	20181027195011	50	Perempuan	Normal
127	20181030155612	45	Laki-laki	AF
128	20181105165559	-	Perempuan	AF
129	20181109100842	45	Perempuan	LAE
130	20181112120400	68	Perempuan	Normal
131	20181121072923	35	Laki-laki	Normal
132	20190608081309	45	Perempuan	RAE
133	20190608081310	45	Laki-laki	RAE
134	20190608081311	50	Perempuan	RAE

Data Hasil Ekstraksi Fitur

id_pasien	PR mean	Ppeak mean	PR_ sd	Ppeak_ sd	Ppeak_ to_Poff	Pon_ to_Ppeak	P_ duration	BPM	P_exist	label
20171124102409	0.23	33.29	0	0	0.07	0.05	0.12	0	1	AF
20180827161634	0.1	25.8	0.07	4.96	0	0.06	0.06	180	2	AF
20180108084602	0.21	3.91	0.04	6.69	0.03	0.08	0.11	60	14	AF
20170629094455	0.32	10.61	0	0	0.01	0.02	0.03	0	1	AF
20170916101819	0.11	6.18	0.16	4.48	0.01	0.02	0.03	92	11	AF
20171209083142	0.38	5.16	0	0	0.17	0.08	0.25	0	1	AF
20170925113238	0.07	4.94	0.05	1.71	0.01	0.02	0.03	604	54	AF
20170925113121	0.11	4.77	0.09	2.51	0.02	0.02	0.04	324	32	AF
20171127114848	0.05	3.82	0.04	1.76	0.01	0.02	0.03	122	24	AF
20180103180452	0.1	3.23	0.08	2.18	0.02	0.02	0.04	326	29	AF
20171020080825	0.16	2.62	0.08	5.86	0.03	0.02	0.05	93	20	AF
20170524072857	0.16	2.34	0.1	1.3	0.03	0.02	0.06	187	23	AF
20171012093857	0.16	2.34	0.1	1.3	0.03	0.02	0.06	187	23	AF
20181105165559	0	0	0	0	0	0	0	0	0	AF
20181014085341	0.18	2.25	0	0.17	0.03	0.03	0.06	60	14	AF
20180106100648	0.17	2.04	0.11	1.19	0.03	0.03	0.06	43	11	AF
20171020091958	0.21	1.59	0.03	0.93	0.03	0.01	0.04	60	15	AF
20180629165103	0.17	1.76	0	0.2	0.03	0.03	0.06	55	14	AF
20171122084552	0.16	1.57	0.07	0.92	0.02	0.05	0.08	84	17	AF
20170822100958	0.2	1.59	0.03	0.93	0.03	0.01	0.04	60	15	AF
20170706084448	0.21	1.51	0.08	0.64	0.03	0.03	0.06	54	11	AF
20171012101711	0.16	1.26	0.13	1.16	0.03	0.02	0.05	60	11	AF
20171102125226	0.13	0.81	0.06	0.58	0.02	0.03	0.05	60	14	AF
20171130161134	0.22	0.71	0.09	0.31	0.03	0.02	0.06	53	9	AF
20170629094455	0	0	0	0	0	0	0	0	0	AF
20171024104113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	AF
20171222073023	0	0	0	0	0	0	0	0	0	AF
20171229100139	0	0	0	0	0	0	0	0	0	AF
20180104141434	0	0	0	0	0	0	0	0	0	AF
20181030155612	0	0	0	0	0	0	0	0	0	AF
20180705143346	0.48	9.49	1.73	0.27	0.24	0.02	0.26	0	6	BE
20171003105229	0.19	9.23	15.17	4.04	0.06	0.06	0.12	40	11	BE
20171221103929	0.22	8.56	0.08	7.22	0.08	0.06	0.13	45	8	BE
20180111074742	0.22	7.08	0.05	9.74	0.03	0.09	0.12	54	11	BE
20170608081309	0.21	5.48	1	0.21	0.1	0.05	0.14	60	15	BE
20171205085646	0.19	5.37	3.87	0.69	0.07	0.05	0.12	60	15	BE
20170608081301	0.21	5.27	0	0.37	0.1	0.05	0.15	60	16	BE
20170714080043	0.25	5.27	20.22	0.61	0.03	0.11	0.13	56	16	BE
20171009091616	0.21	5.23	0	0.33	0.1	0.05	0.14	60	15	BE
20170720105810	0.23	4.85	0.03	0.69	0.09	0.1	0.19	60	12	BE
20170915164024	0.35	4.79	0.02	0.34	0.046	0.174	0.22	33	9	BE

20171208163219	0.25	4.65	0.02	0.94	0.04	0.08	0.12	53	9	BE
20170805102136	0.25	3.91	0.03	0.15	0.03	0.1	0.14	60	15	BE
20180205163543	0.27	3.7	0.02	2.63	0.03	0.13	0.16	55	14	BE
20170522094049	0.2	3.68	16.46	0.45	0.04	0.08	0.12	60	12	BE
20170929093535	0.24	3.64	0.02	0.36	0.03	0.1	0.12	60	14	BE
20180724100259	0.28	3.6	0.06	0.27	0.04	0.12	0.16	60	12	BE
20180228173327	0.23	3.57	0.03	0.82	0.06	0.08	0.14	60	12	BE
20170724095612	0.26	3.46	0.03	0.21	0.05	0.1	0.15	60	11	BE
20170608094902	0.25	3.4	0.06	0.32	0.05	0.12	0.16	60	12	BE
20170928081004	0.23	3.24	0.05	0.27	0.04	0.11	0.15	60	12	BE
20180110075507	0.22	3.17	0.04	1.42	0.04	0.07	0.12	60	15	BE
20180825203229	0.31	3.13	0.11	0.86	0.04	0.16	0.2	30	8	BE
20180824112348	0.24	3.08	0.04	0.39	0.03	0.09	0.12	60	9	BE
20180220120721	0.24	2.75	0.04	1	0.02	0.09	0.12	60	16	BE
20180825203137	0.26	2.73	0.09	1.87	0.06	0.06	0.12	0	8	BE
20170608082135	0.27	2.73	0.05	0.68	0.05	0.08	0.13	0	8	BE
20180724100259	0.25	3.6	0.02	0.27	0.04	0.09	0.13	60	12	BE
20170608094902	0.24	3.45	0.03	0.28	0.04	0.11	0.15	60	11	BE
20180205163543	0.26	3.13	0.03	0.53	0.03	0.13	0.16	60	14	BE
20181109100842	0.24	2.68	0.03	1.11	0.04	0.06	0.18	60	11	LAE
20180123125325	0.29	2.51	0	0.45	0.04	0.09	0.13	55	13	LAE
20180131170847	0.23	2.44	0.04	0.71	0.06	0.1	0.16	60	16	LAE
20170930081607	0.26	2.17	0.03	0.24	0.05	0.06	0.12	60	10	LAE
20170926161018	0.22	1.81	0	0.24	0.11	0.05	0.16	60	11	LAE
20180831150307	0.28	1.53	0.06	0.45	0.03	0.1	0.14	54	11	LAE
20180828110425	0.3	1.27	0.09	0.33	0.03	0.15	0.18	54	11	LAE
20171003081337	0.27	2.37	0.03	0.29	0.03	0.11	0.14	60	10	LAE
20180827161826	0.22	2.52	0.03	0.74	0.03	0.11	0.14	60	13	LAE
20180307103909	0.21	1.88	0.08	0.97	0.04	0.1	0.14	73	13	LAE
20170915174950	0.28	1.74	0.02	0.23	0.04	0.1	0.14	60	10	LAE
20170524083308	0.28	1.92	0.03	0.22	0.04	0.1	0.14	60	10	LAE
20170810090715	0.29	1.97	0.04	0.73	0.03	0.12	0.15	54	10	LAE
20181014090641	0.24	2.16	0.07	0.2	0.05	0.08	0.14	0	7	LAE
20170518152949	0.22	2.48	0.01	0.37	0.03	0.05	0.09	60	13	Normal
20180105171534	0.19	2.47	0.03	0.32	0.03	0.06	0.09	60	12	Normal
20170519090607	0.23	2.48	0.01	0.37	0.03	0.06	0.09	60	13	Normal
20170522095818	0.22	2.46	0.08	0.94	0.03	0.08	0.11	60	11	Normal
20180111080933	0.19	2.43	0.03	0.22	0.04	0.05	0.09	55	14	Normal
20180824093118	0.19	2.4	0.02	0.98	0.05	0.04	0.09	56	15	Normal
20180305161302	0.2	2.21	0.01	0.36	0.03	0.06	0.1	60	14	Normal
20180827092732	0.2	2.34	0.01	0.51	0.03	0.06	0.09	60	15	Normal
20170519084045	0.23	2.37	0.02	0.54	0.04	0.07	0.1	60	12	Normal
20180108094451	0.19	2.15	0.03	0.29	0.03	0.07	0.11	60	10	Normal

20170513132140	0.2	2.14	0.03	0.31	0.03	0.07	0.1	60	12	Normal
20180115124913	0.18	2.11	0.06	0.9	0.04	0.04	0.08	70	12	Normal
20170515082953	0.2	2.1	0.01	0.23	0.04	0.05	0.09	60	12	Normal
20180110091003	0.19	2.01	0.01	0.13	0.03	0.06	0.09	60	11	Normal
20181121072923	0.22	1.97	0.02	0.73	0.03	0.05	0.08	54	10	Normal
20170920173724	0.21	2.36	0	0.37	0.02	0.07	0.09	60	14	Normal
20170518152659	0.19	1.86	0.01	0.12	0.03	0.06	0.09	60	12	Normal
20181112120400	0.2	1.85	0.02	0.42	0.03	0.04	0.08	60	11	Normal
20170519085157	0.21	1.82	0.03	0.23	0.03	0.07	0.1	60	12	Normal
20170522092653	0.2	1.8	0.08	0.78	0.04	0.06	0.1	60	10	Normal
20180813183950	0.22	1.7	0.02	0.19	0.03	0.08	0.11	60	11	Normal
20181027095842	0.2	1.7	0	0.19	0.03	0.05	0.08	60	11	Normal
20170513132743	0.22	1.59	0.01	0.1	0.04	0.06	0.09	60	11	Normal
20180105110349	0.22	1.56	0.02	0.09	0.04	0.06	0.1	60	12	Normal
20170513132539	0.22	1.55	0.02	0.09	0.04	0.06	0.1	60	12	Normal
20170725112905	0.21	1.51	0.01	0.17	0.03	0.05	0.08	60	14	Normal
20181027195011	0.2	1.46	0.02	0.22	0.03	0.04	0.07	60	15	Normal
20180831171933	0.22	1.43	0.01	0.53	0.02	0.07	0.1	60	14	Normal
20170524092448	0.21	1.43	0.02	0.34	0.03	0.05	0.08	60	12	Normal
20180809102552	0.22	1.14	0.03	0.35	0.05	0.05	0.1	60	12	Normal
20180808172532	0.21	6.62	0.01	9.71	0.03	0.07	0.09	55	12	RAE
20180117072252	0.19	6.21	0.14	5.3	0.03	0.05	0.08	120	13	RAE
20180117093220	0.16	6.21	0.09	5.38	0.03	0.04	0.07	92	15	RAE
20180813162650	0.2	5.67	15.84	2.28	0.03	0.05	0.09	60	14	RAE
20190608081311	0.23	5.41	4.47	0.29	0.03	0.07	0.1	60	15	RAE
20190608081310	0.23	5.31	4.69	0.33	0.03	0.07	0.09	60	16	RAE
20170914123308	0.22	5.3	2.24	1.26	0.05	0.05	0.1	50	15	RAE
20190608081309	0.23	5.3	5.57	0.32	0.03	0.07	0.1	60	16	RAE
20180111082818	0.21	4.92	0.05	7.66	0.04	0.05	0.09	56	15	RAE
20180108095945	0.21	4.79	0.04	0.51	0.03	0.07	0.1	60	11	RAE
20171218105952	0.23	4.62	0.01	0.58	0.03	0.05	0.08	60	16	RAE
20170803103814	0.23	4.36	0.06	0.89	0.03	0.08	0.11	50	12	RAE
20170915165736	0.22	4.63	0	0.35	0.03	0.06	0.09	60	14	RAE
20170905095523	0.19	4.33	1	0.46	0.02	0.05	0.08	56	15	RAE
20170524100635	0.18	4.12	19.1	0.64	0.03	0.06	0.09	60	12	RAE
20170524100635	0.18	4.12	19.1	0.64	0.03	0.06	0.09	60	12	RAE
20180831165234	0.24	3.84	0.01	0.33	0.04	0.07	0.1	60	12	RAE
20170523084036	0.19	3.44	24.88	1.03	0.02	0.07	0.09	60	14	RAE
20170522092119	0.22	3.39	20.57	0.22	0.03	0.07	0.1	60	13	RAE
20170821090933	0.21	2.93	0	0.66	0.04	0.05	0.09	60	15	RAE
20170630075954	0.24	3.13	0	0.39	0.03	0.05	0.08	43	11	RAE
20180219105845	0.21	3.12	0.01	0.79	0.06	0.03	0.1	55	12	RAE
20180809194457	0.21	3.09	31.73	2.93	0.03	0.04	0.08	70	12	RAE

20180104083332	0.2	3.06	5.2	1.55	0.03	0.05	0.07	60	12	RAE
20170908145550	0.15	3.06	0.01	0.4	0.03	0.04	0.07	60	13	RAE
20170523085927	0.22	2.96	8.72	0.95	0.03	0.05	0.08	60	11	RAE
20170522080943	0.21	2.72	5.83	0.26	0.03	0.06	0.08	46	9	RAE
20170523084958	0.23	2.72	0.06	0.65	0.03	0.06	0.1	60	10	RAE
20170522085339	0.21	2.67	0.04	0.64	0.04	0.06	0.1	60	13	RAE
20180105102621	0.16	2.67	21.38	0.57	0.02	0.04	0.07	72	15	RAE

Listing Program Deteksi dan Ekstraksi Fitur Gelombang P

```
import time
#from matplotlib import pyplot as plt
import matplotlib.pyplot as plt
import math
import csv
import os
import numpy as np
from tkinter import filedialog, ttk, messagebox

cwd = os.path.dirname(__file__)
files = os.listdir(cwd) # Get all the files in that directory
print("Files in '%s': %s" % (cwd, files))
data = ''

#===== DERIVATIVE AND ADAPTIVE
FILTERING =====
def five_point_derivative(raw_signal):
    ecg_der = []
    for i in xrange(len(raw_signal)):
        der = 0.1 * 2 * (raw_signal[i] + raw_signal[i-1] -
raw_signal[i-3] - raw_signal[i-4])
        ecg_der.append(der)
    return ecg_der

def adaptive_filter(ecg_der):
    ecg_adp = []; a = 0.95;
    #ecg_adp = []; a = 12;
    ecg_adp.append(0.01);
    for i in xrange(len(ecg_der)):
        adp = ( a * ecg_adp[i-1] ) + ( (1 - a) * ecg_der[i])
        ecg_adp.append(adp)
    return ecg_adp

#===== BANDPASS & BUTTERWORTH
FILTERING =====
from scipy.signal import butter, lfilter

def butter_bandpass_filter(data, lowcut = 0.5, highcut = 12, fs =
500, order = 3):

    nyq = 2 * fs
    low = lowcut / nyq
```

```

high = highcut / nyq

b, a = butter(order, [low, high], btype='band', analog=False)
y = lfilter(b, a, data)
return y

def main_test(lines):
    # untuk signal lead yang beda
    raw_signal = [0]*(len(lines))
    for i in xrange(len(raw_signal)):
        raw_signal[i] = float(lines[i].split(',')[0]) #IF READ
FROM CSV
        #raw_signal[i] = float(lines[i]) #IF READ FROM LIST

plt.figure(1)
plt.subplot(311); plt.tight_layout()
plt.title('Raw signal ')
plt.plot(range(len(raw_signal)),raw_signal)
len_sample = len(raw_signal)
#plt.show()

# _____2.1 ECG FILTERING_____

ecg_der = five_point_derivative(raw_signal)
ecg_adp = adaptive_filter(ecg_der)

# print ecg_adp
# print "Derivative result : ", ecg_der
plt.subplot(312); plt.tight_layout()
plt.plot(range(len(ecg_adp)),ecg_adp)
plt.title('Filtering Result')

# _____2.1 FEATURE
EXTRACTION_____
# colors = plt.cm.rainbow(len(sample))
sampled_window = len_sample
sample = []
for i in range(sampled_window):
    sample.append(ecg_adp[i-1])
# plt.figure(fig+1)
plt.subplot(313); plt.tight_layout()
plt.plot(range(len(sample)),sample)
plt.title('Sample Data')

```

```

# 1. IDENTIFY R PEAKS
MAX = max(sample);

# 2. Ob
# tain a threshold such that: Threshold t = (0.4) * MAX
R = 0.55 * MAX

list_upper = []; r_peaks = []
awal=0
for i in range(sampled_window - 1):
    if(sample[i] > R):
        #first upper
        if(len(list_upper) == 0):
            list_upper.append(sample[i])
        else:
            list_upper.append(sample[i])

        if(sample[i+1] < R):
            find_r = max(list_upper)
            find_r_in = sample.index(find_r)
            koreksiR=find_r_in-awal
            if(koreksiR > 200):
                r_plot = plt.plot(find_r_in, find_r,
'r.', markersize=8) #Plot the maximum peak
                r_detect = [find_r_in, find_r]

                r_peaks.append(r_detect)
                awal=find_r_in
            list_upper = []

# 3. Calculate RR Interval & SET P Q S T peak
print "Total R peaks : ", len(r_peaks)

#print r_peaks
rr_list = []
pr_list = []
ppeak_list=[]
qrs_list = []
qt_list = []
qt_corr = []
bpm_list = []
Ppeakoff_list=[]
Ppeakon_list=[]

```

```

pwave_list=[]
fs = 500
#fs = 500
pnol=0.01
sdpr=0
bpm=0
rrkali=750  ## 1500ms
for i in range(len(r_peaks) - 1):
    r1 = r_peaks[i][0]
    r2 = r_peaks[i + 1][0]
    rr = r2 - r1
    #if(rr > 300) :
    rr_list.append(rr)
    Ri1= r_peaks[i][1]
    #print "=====  

=====  

    #print "R1 : ", r1
    #print "R2 : ", r2
    #print "RR Interval : ", rr
    # SET T
    #for i in range(len(rr_list) - 1):  # edit untuk R LAE
    r1 = r_peaks[i][0]
    r2 = r_peaks[i + 1][0]
    rr = r2 - r1

    print "=====  

=====  

    print "R1 : ", r1
    print "R2 : ", r2
    print "RR Interval : ", rr
    t_on = (15 * rr)/100
    t_on = t_on + r1
    t_off = (55 * rr)/100
    t_off = t_off + r1

    t = t_on; t_list = []
    while(t <= t_off):
        t_list.append(sample[t])
        t += 1
    t_peak = max(t_list)
    t_in = sample.index(t_peak)
    t_plot = plt.plot(t_in, t_peak, 'g.', markersize=8) #Plot
the T peak
    #print "T Peak : ", t_in

```

```

# SET P
#p_on = (35 * rr)/100
#p_off = (5 * rr)/100
#P LAE
p_on = (35* rr)/100
p_off = (5 * rr)/100
p_on = r1 - p_on
p_off = r1 - p_off
print "P onset : ", p_on
print "P offset : ", p_off
plt.axvspan(p_on, p_off, facecolor='#ff9999', alpha=0.5)

t = p_on; t_list = [];
while(t <= p_off):
    t_list.append(sample[t])
    t += 1
p_peak = max(t_list)
if(p_peak > (0.0005 * Ri1)):
    p_in = sample.index(p_peak)
    p_plot = plt.plot(p_in, p_peak, 'b.', markersize=12)
#Plot the P peak
else:
    p_in = 0

t=p_in; t_list = []
while(t >= p_on and t >=0 ):
    t_list.append(sample[t])
    t = t-1
pnol=min(t_list)
#pnol=sample[t]
#if p nol <=0 :
    #p_t nol = sample.index(p nol)

p_t nol = sample.index(p nol)
print "P onset terkoreksi : ", p_t nol
#plt.axvspan(p_t nol, p_in, facecolor='#ff77FF',
alpha=0.5)

t=p_in; t_list = [] ; pnol2=sample[p_in+1]
#t=p_in; t_list = []
while(t <= p_off and t >=0 and pnol2 >-0.001):
    t_list.append(sample[t])
    t += 1

```

```

        pno12=sample[t]
        #pno12=min(t_list)
        #if pno12 <=0 :
            #p_tno12 = sample.index(pno12)

p_tno12 = sample.index(pno12)
if(p_peak > (0.0005 * Ri1)):
    print "P offset terkoreksi : ", p_tno12
    #plt.axvspan(p_tno1, p_in, facecolor='#ff77FF',
alpha=0.5)

    pwave=p_off-p_on
    pwavekorek=p_tno12-p_tno1

    print "P Peak : ", p_in
    print "V P Peak : ", p_peak
    print "Pwave : ", pwave
    print "P wave terkoreksi : ", pwavekorek
    #####-----plot untuk Gelombang P
=====#####
    plt.axvspan(p_tno1, p_in, facecolor='#66FF44',
alpha=0.5)

    plt.axvspan(p_in, p_tno12, facecolor='#6666FF',
alpha=0.5)

    # PR Interval
    #t_pr = r1 - p_on
    t_pr = r1 - p_tno1
    if t_pr >= 0 :
        pr_list.append(t_pr)
    print "PR Interval : ", t_pr
    ppeak_list.append(p_peak)
    t_Ppeakoff=p_tno12 - p_in
    t_Ppeakon=p_in - p_tno1
    Ppeakoff_list.append(t_Ppeakoff)
    Ppeakon_list.append(t_Ppeakon)
    pwave_list.append(pwavekorek)

# SET S
s_on = r1
s_off = t_off
#print "S onset : ", s_on
#print "S offset : ", s_off

```



```

        # plt.axvspan(s_on, s_off, facecolor='#beff9b',
alpha=0.5)

        t = s_on; t_list = []
        while(t <= s_off):
            t_list.append(sample[t])
            t += 1
        s_peak = min(t_list)
        s_in = sample.index(s_peak)
        s_plot = plt.plot(s_in, s_peak, 'y.', markersize=8) #Plot
the S peak
        #print "S Peak : ", s_in

        # SET Q
        q_on = (5 * rr)/100
        q_on = r1 - q_on
        q_off = r1
        #print "Q onset : ", q_on
        #print "Q offset : ", q_off
        # plt.axvspan(q_on, q_off, facecolor='#ffffff',
alpha=0.5)

        t = q_on; t_list = []
        while(t <= q_off):
            t_list.append(sample[t])
            t += 1
        q_peak = min(t_list)
        q_in = sample.index(q_peak)
        q_plot = plt.plot(q_in, q_peak, 'r.', markersize=8) #Plot
the Q peak
        #print "Q Peak : ", q_in

# 4. ECG Timing Intervals Calculations

        # QRS Duration
        x = (6.65/100)*rr
        t_qrs = (s_in + x)-(q_in - x)
        qrs_list.append(t_qrs)
        #print "QRS Duration : ", t_qrs

        #QT Interval
        t_qt = t_in + (rr * 0.13) - (q_in - x)
        qt_list.append(t_qt)

```

```

#print "QT Interval : ", t_qt

#QT Corrected
t_qt_corr = t_qt / (fs * math.sqrt(rr))
qt_corr.append(t_qt_corr)
#print "QT Corrected : ", t_qt_corr

#Vent Rate
bpm = (fs/rr) * 60
bpm_list.append(bpm)
print "BPM : ", bpm

#print "=====  

#rr_list, len(rr_list)
#ppeak_list, len(ppeak_list)
rr_temp = 0; pr_temp = 0 ; qrs_temp = 0; qt_temp =
0;pwave_temp=0; qtcorr_temp = 0;sigma=0; ppeak_temp=0;
Ppeakon_temp=0; Ppeakoff_temp=0;bpm_temp = 0
for k in range(len(pr_list)):
    #rr_temp      = rr_temp + rr_list[k]
    pr_temp      = pr_temp + pr_list[k]
    #ppeak_temp   = ppeak_temp + ppeak_list[k]
    qrs_temp     = qrs_temp + qrs_list[k]
    qt_temp      = qt_temp + qt_list[k]
    qtcorr_temp  = qtcorr_temp + qt_corr[k]
    bpm_temp     = bpm_temp + bpm_list[k]
    #Ppeakoff_temp =Ppeakoff_temp + Ppeakoff_list[k]
    #Ppeakon_temp =Ppeakon_temp + Ppeakon_list[k]
    #pwave_temp=pwave_temp+ pwave_list[k]

try:
    pr_mean      = pr_temp/len(pr_list)
    qrs_mean     = qrs_temp/len(qrs_list)
    qt_mean      = qt_temp/len(qt_list)
    qtcorr_mean  = qtcorr_temp/len(qt_corr)
    bpm_mean     = bpm_temp/len(bpm_list)
    #ppeak_mean= ppeak_temp/len(ppeak_list)
    #Ppeakoff_mean= Ppeakoff_temp/len(Ppeakoff_list)
    #Ppeakon_mean= Ppeakon_temp/len(Ppeakon_list)
    #pwave_mean= pwave_temp/len( pwave_list)
except ZeroDivisionError:
    pr_mean      = 0
    pr_meansekon = 0
    qrs_mean     = 0

```

```

qt_mean      = 0
qtcorr_mean = 0
bpm_mean     = 0
#ppeak_mean  = 0
#Ppeakoff_mean=0
#Ppeakon_mean=0
#pwave_mean=0

for kn in range(len(ppeak_list)):

    ppeak_temp  = ppeak_temp + ppeak_list[kn]
    Ppeakoff_temp =Ppeakoff_temp + Ppeakoff_list[kn]
    Ppeakon_temp =Ppeakon_temp + Ppeakon_list[kn]
    pwave_temp=pwave_temp+ pwave_list[kn]

try:
    ppeak_mean= ppeak_temp/len(ppeak_list)
    Ppeakoff_mean= Ppeakoff_temp/len(Ppeakoff_list)
    Ppeakon_mean= Ppeakon_temp/len(Ppeakon_list)
    pwave_mean= pwave_temp/len( pwave_list)

except ZeroDivisionError:
    ppeak_mean      = 0
    Ppeakoff_mean=0
    Ppeakon_mean=0
    pwave_mean=0

sigma = 0
for n in range(len(pr_list)):
    hitung =(pr_list[n]-pr_mean)**2
    sigma += hitung
try:
    pembagianN=sigma/(len(pr_list)-1)
except ZeroDivisionError:
    pembagianN=0
sdpr=pembagianN ** 0.5

sigma2 = 0
for m in range(len(ppeak_list)):
    hitung2 =(ppeak_list[m]-ppeak_mean)**2
    sigma2 += hitung2
try:
    pembagianN2=sigma2/(len(ppeak_list)-1)

```

```

except ZeroDivisionError:
    pembagianN2=0
    sdpppeak=pembagianN2 ** 0.5

print "Jumlah P Terdeteksi : ", len(pwave_list)
print "PR Mean : ", pr_mean
print "PPeak Mean : ", ppeak_mean
print "SD PR : ", sdpr
print "SD Ppeak : ", sdpppeak
print "Ppeak To Poff : ", Ppeakoff_mean
print "Pon To Ppeak : ", Ppeakon_mean
#print "QRS Mean : ", qrs_mean
print "P-Wave Mean : ", pwave_mean
#print "QT Mean : ", qt_mean
#print "QT Corr Mean : ", qtcorr_mean
print "BPM Mean : ", bpm_mean

print pr_mean,";", ppeak_mean, ";", sdpr, ";", sdpppeak, ";",
Ppeakoff_mean, ";",Ppeakon_mean, ";", pwave_mean,
";",bpm_mean,";",len(pwave_list)

print float(pr_mean)*0.002,";", ppeak_mean,";",
float(sdpr)*0.002,";", sdpppeak,";",
float(Ppeakoff_mean)*0.002,";",float(Ppeakon_mean)*0.002,";",
float(pwave_mean)*0.002,";",bpm_mean,";",len(pwave_list)

#===== MAIN =====

data = filedialog.askopenfilename ( filetypes = (("ECG file",
".csv"), ("All files", "*.*")))
read_data = data
#print "====="
fo = open(read_data, 'r')
lines = fo.readlines()
fo.close()

result = main_test(lines)
print "Read file : ", data
plt.show()

```

BIODATA PENULIS



Anton Purnawirawan, atau biasa dipanggil dengan nama Anton P. Lahir di Lamongan, 26 November 1982. Penulis adalah putra dari pasangan Moh. Ambri dan Sukaeni. Merupakan anak pertama dari 3 bersaudara dan dibesarkan di kota tempat kelahiran.

Menempuh pendidikan taman kanak-kanak di TK ABA dan melanjutkan ke MI Muhammadiyah V Gempolpading Pucuk. Setelah lulus SD, penulis melanjutkan pendidikan ke SMP Negeri 1 Pucuk kemudian melanjutkan ke jenjang berikutnya ke SMA Negeri 2 Lamongan. Setelah lulus SMA, penulis melanjutkan jenjang pendidikan D IV jurusan Elektronika di PENS-ITS Surabaya.

Saat buku ini dibuat, penulis berstatus sebagai PNS Pemkab Lamongan di Dinas Komunikasi Dan Informatika yang sedang menempuh Tugas Belajar di ITS Suarabaya.