

**KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG MENGGUNAKAN METODE  
*SUPPORT VECTOR MACHINE* BERDASARKAN PERBANDINGAN  
ALGORITMA PEMBACAAN WAKTU DENGAN TEKSTUR SINYAL  
SEBAGAI METODE EKSTRAKSI SINYAL EKG**

**SKRIPSI**



**UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh  
**NISA TRIANIFA**  
**H02216011**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL  
SURABAYA**

**2019**

## PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : NISA TRIANIFA

NIM : H02216011

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2016

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul " Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan *Support Vector Machine* Berdasarkan Perbandingan Algoritma Pembacaan Waktu Dengan Tekstur Sinyal Sebagai Metode Ekstraksi Sinyal EKG ". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, Desember 2019

Yang menyatakan,

METERAI  
TEMPEL

TGL. 20  
B6151AHF153734117

6000  
ENAM RIBU RUPIAH

NISA TRIANIFA

NIM. H02216011

## LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

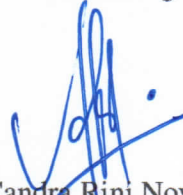
Skripsi oleh

Nama : NISA TRIANIFA  
NIM : H02216011  
Judul Skripsi : Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan *Support Vector Machine* Berdasarkan Perbandingan Algoritma Pembacaan Waktu Dengan Tekstur Sinyal Sebagai Metode Ekstraksi Sinyal EKG

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, Desember 2019

Pembimbing



---

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom  
NIP. 198511242014032001

## PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama : NISA TRIANIFA  
NIM : H02216011  
Judul Skripsi : Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan *Support Vector Machine* Berdasarkan Perbandingan Algoritma Pembacaan Waktu Dengan Tekstur Sinyal Sebagai Metode Ekstraksi Sinyal EKG

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji  
pada tanggal Desember 2019

Mengesahkan,  
Tim Penguji

Penguji I



Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom  
NIP. 198511242014032001

Penguji II



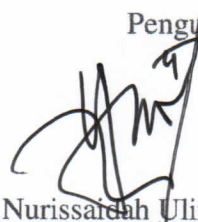
Wika Dianita Utami, M.Sc  
NIP. 199206102018012003

Penguji III



Aris Fanani, M.Kom  
NIP. 198701272014031002

Penguji IV



Nurissarah Ulinuha, M.Kom  
NIP. 199011022014032004

Mengetahui,  
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Sunan Ampel Surabaya



Dr. Eni Purwati, M.Ag  
NIP. 196512211990022001



KEMENTERIAN AGAMA  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA  
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300  
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI  
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : NISA TRIANIFA  
NIM : H02216011  
Fakultas/Jurusan : SAINS / MATEMATIKA  
E-mail address : nisatrianifa99@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Sekripsi  Tesis  Desertasi  Lain-lain (.....)  
yang berjudul :

KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR  
MACHINE BERDASARKAN PERBANDINGAN ALGORITMA PEMBACAAN WAKTU  
DENGAN TEKSTUR SINTAL SEBAGAI METODE EKSTRAKSI SINTAL ERG

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 31 Desember 2019

Penulis

( NISA TRIANIFA )  
nama terang dan tanda tangan





2.5.1. <i>Infinite Impulse Response</i> (IIR) . . . . .	27
2.5.2. Transformasi Wavelet . . . . .	28
2.5.3. <i>R-peaks</i> . . . . .	29
2.6. Klasifikasi . . . . .	30
2.6.1. Metode <i>Support Vector Machine</i> (SVM) . . . . .	31
2.6.2. Kernel . . . . .	44
2.7. Evaluasi . . . . .	47
2.7.1. Prosedur Evaluasi . . . . .	47
2.7.2. <i>Confusion Matrix</i> . . . . .	47
<b>III METODE PENELITIAN . . . . .</b>	<b>50</b>
3.1. Jenis Penelitian . . . . .	50
3.2. Pengambilan Data . . . . .	50
3.3. Rancangan Penelitian . . . . .	51
<b>IV HASIL DAN PEMBAHASAN . . . . .</b>	<b>55</b>
4.1. Ekstraksi Sinyal . . . . .	55
4.1.1. Algoritma Pembacaan Waktu . . . . .	55
4.1.2. Tekstur Sinyal . . . . .	60
4.2. <i>Support Vector Machine</i> . . . . .	62
4.2.1. Penggunaan Kernel . . . . .	66
4.2.2. Hasil <i>Confusion Matrix</i> . . . . .	68
4.3. Analisis Hasil . . . . .	69
<b>V PENUTUP . . . . .</b>	<b>73</b>
5.1. Simpulan . . . . .	73
5.2. Saran . . . . .	74
<b>DAFTAR PUSTAKA . . . . .</b>	<b>75</b>
<b>A Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Algoritma Pembacaan Waktu Dirasi 2 Detik dengan Kernel Linier . . . . .</b>	<b>82</b>
<b>B Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Algoritma Pembacaan Waktu Dirasi 2 Detik dengan Kernel <i>Polynomial</i> . . . . .</b>	<b>83</b>
<b>C Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Algoritma Pembacaan Waktu Dirasi 2 Detik dengan Kernel RBF . . . . .</b>	<b>85</b>



<b>D Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Algoritma Pembacaan Waktu Dirasi 5 Detik dengan Kernel Linier . . . . .</b>	<b>86</b>
<b>E Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Algoritma Pembacaan Waktu Dirasi 5 Detik dengan Kernel <i>Polynomial</i> . . . . .</b>	<b>87</b>
<b>F Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Algoritma Pembacaan Waktu Dirasi 5 Detik dengan Kernel RBF . . . . .</b>	<b>88</b>
<b>G Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Tekstur Sinyal dengan Kernel Linier . . . . .</b>	<b>89</b>
<b>H Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Tekstur Sinyal dengan Kernel <i>Polynomial</i> . . . . .</b>	<b>90</b>
<b>I Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Tekstur Sinyal dengan Kernel RBF . . . . .</b>	<b>91</b>









Al-Qur'an dalam surat Al-Haqqah ayat 45 dan 46. Berdasarkan potongan ayat tersebut dapat diketahui bahwa jantung mempunyai peredaran darah yang cepat sehingga apabila terjadi pemotongan pembuluh darah maka akan dengan mudah menyebabkan kematian. Pada tahun 2015, berdasarkan data yang diperoleh dari Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) angka kematian di dunia yang disebabkan oleh gangguan pada jantung ada sekitar 17 juta lebih dan sekitar 8,7 juta pasien yang mengalami penyakit jantung koroner. Lebih dari 75% angka kematian di negara yang berpenghasilan sedang sampai negara yang berpenghasilan rendah disebabkan oleh gangguan pada jantung dan pembuluh darah. Penyakit yang berasal dari menurunnya sistem kerja pada organ jantung dan pembuluh darah adalah penyakit jantung koroner, hipertensi, penyakit gagal jantung dan stroke (Utari , 2016) . Saat ini penyakit jantung tidak mengenal usia baik tua maupun muda dapat terserang penyakit jantung. Berdasarkan hasil riset Kesehatan Dasar tahun 2018, jumlah pasien yang menderita penyakit jantung koroner di Indonesia ada sekitar 15 dari 1000 pasien atau sebesar 1,5%, sedangkan pada tahun 2014 menurut survei *Sample Registrasion System* angka kematian yang disebabkan oleh penyakit jantung koroner sebesar 12,9%.

Tingginya angka kematian di Indonesia menunjukkan pentingnya menaruh perhatian lebih pada tingginya penyakit yang disebabkan oleh jantung. Pemeriksaan jantung merupakan langkah utama dalam menangani gangguan pada jantung, apabila segera dilakukan akan dapat mengambil tindakan medis yang tepat berdasarkan hasil pemeriksaan. Jika segera mengambil tindakan medis dapat menurunkan resiko terjadinya kematian yang disebabkan oleh jantung (Safriandono , 2017). Hasil pemeriksaan harus dianalisis secara tepat oleh dokter spesialis jantung. Dokter akan menganalisis pola sinyal EKG untuk mendiagnosis

jenis gangguan pada organ jantung pasien. Namun, hal tersebut terkendala dengan minimnya sarana dan dokter spesialis jantung yang ada di Indonesia (Hasanah , 2015). Adanya pemrosesan sinyal digital dalam dunia kesehatan menjadi hal penting untuk membantu tim medis menginterpretasikan hasil EKG dalam mendiagnosis penyakit jantung (Suyanto et al , 2009).

Terdapat banyak pemrosesan sinyal digital dalam mendiagnosis kelainan pada organ jantung yang berdasarkan pola sinyal EKG, salah satunya adalah Algoritma Pembacaan Waktu. Penelitian yang mengenai Algoritma Pembacaan Waktu telah dilakukan oleh Annafi,dkk pada tahun 2017 yang mengusulkan algoritma pembacaan waktu pada komponen sinyal EKG dengan nilai akurasi sebesar 90,22% (Faranz et al , 2017). Selain Algoritma pembacaan waktu yang mampu mempresentasikan aktivitas sinyal EKG dari jantung, terdapat pemrosesan sinyal digital yang dapat membaca berbagai macam garis sinyal EKG dengan tekstur sinyal menggunakan Transformasi Wavelet. Transformasi Wavelet merupakan suatu alat dengan multiresolusi yang baik, sehingga dapat digunakan dalam menganalisis tekstur. Transformasi wavelet akan mengekstrak suatu informasi berdasarkan tekstur dari gambar (S. Nithya and S. Ramakrishnan , 2019). Banyak peneliti yang menggunakan Transformasi Wavelet dalam mengenal wajah, menganalisis gambar medis, dll. Chang dan Girod mengusulkan transformasi wavelet dalam mempresentasikan struktur tekstur secara efektif. Tekstur akan diekstraksi dengan mencari nilai rata-rata dan varian dari suatu gambar yang telah difilte (Chang and Bernd , 2018).

Tranformasi wavelet juga dapat dimanfaatkan dalam mereduksi derau yang ada pada sinyal EKG. Terdapat banyak penelitian yang menggunakan Tranformasi Wavelet dalam mereduksi derau. Transformasi wavelet mampu menganalisis

sinyal dengan menghilangkan derau yang ada pada sinyal menggunakan beberapa keluarga wavelet seperti macam tipe *mother* dengan orde tertentu dan tingkat tertentu untuk setiap ordenya, sehingga diperoleh parameter *R-peaks* (Sahoo et al , 2015). Parameter *R-peaks* akan dijadikan sebagai proses mencari nilai rata-rata interval *R-peaks* pertama ke *R-peaks* kedua, nilai standart deviasi, dan kecepatan detak jantung. Salah satu penelitian mengenai Tranformasi Wavelet pernah dilakukan oleh Diptangshu dkk yang menggunakan Transformasi wavelet dan *thresholding* dinamis untuk mengurangi jenis *noise* tertentu yang tertanam dalam sinyal EKG. Penelitian tersebut membuktikan algoritma yang digunakan dengan menambahkan berbagai macam *noise* dengan efisiensi yang bergantung pada keluarga wavelet yang digunakan dan tingkat dekomposisi yang diterapkan (Pandit et al , 2017). Agung dkk pernah melakukan penelitian yang terkait dengan deteksi puncak R pada sinyal EKG dengan tahap filterisasi sinyal, kemudian mencari puncak R, interval R-R, dan kecepatan detak jantung. Pada penelitian tersebut menghasilkan 35 pasien yang mempunyai kelainan pada jantung dengan bpm diatas 100, dan 5 pasien yang normal dengan bpm dibawah 100 (Setiawan et al , 2009).

Sambhu dkk dalam mengolah sinyal EKG menggunakan db4 yang termasuk keluarga wavelet dan mengklasifikasikan secara otomatis ke dalam tujuh kelas menggunakan *Support Vector Machines* (SVM) dengan akurasi kurang dari 97% (Sambhu , 2013). Pemrosesan sinyal digital memungkinkan adanya klasifikasi secara otomatis. Terdapat kendala dengan banyaknya data numerik yang dihasilkan EKG dalam satuan millivolt (mV) yang direkam setiap sepersekian detik. Dalam mengatasi jumlah data yang banyak, metode SVM termasuk algoritma yang dapat digunakan dalam pengklasifikasian sinyal EKG. Prinsip

dasar metode SVM adalah menentukan garis yang dapat memotong data menjadi dua kelas secara optimal (Nasiri et al., 2010). Huang, dkk meneliti sisi baik dari metode SVM yang dilakukan proses kernel terlebih dahulu sebelum masuk ke tahap learning SVM sehingga fungsi kernel mampu membuat hyperplane pemisah semakin akurat dalam membagi kelas (Deng et al., 2016). Klasifikasi denyut EKG menggunakan SVM pernah dilakukan oleh Besrou, Lachiri dan Ellouze dengan fitur EKG yang digunakan ada sepuluh fitur dan mengklasifikasikan sebanyak dua kelas denyut jantung (R., Z., and & N., 2008).

Penelitian menggunakan metode SVM sudah banyak dilakukan, seperti Melgani dan Bazi pada tahun 2008 dengan menggunakan SVM dan proses seleksi fitur dalam mengklasifikasikan 5 jenis detak jantung dengan hasil evaluasi benar 90,52% data dari 40.438 total data uji (Melgani and Bazi, 2008). Metode SVM juga pernah digunakan dalam mengklasifikasi penyakit gigi dan mulut dengan pencapaian hasil akurasi yang baik (Puspitasari, Ratnawati and Widodo, 2018). Terdapat penelitian lain yang menggunakan SVM dalam mengklasifikasi kualitas pengelasan SMAW (*Shield Metal Arc Welding*) dengan hasil akurasi sebesar 98% (Ritonga and Purwaningsih, 2018). Metode SVM menggunakan *support vector* dalam menghitung jarak dengan garis *hyperplane*, sehingga proses komputasi menjadi cepat. Kelebihan dari Metode SVM adalah metode SVM mampu memecahkan masalah berdimensi tinggi dalam mengatasi keterbatasan sampel data yang digunakan, dan metode SVM relatif mudah untuk diimplementasikan karena proses mencari *support vector* dapat dirumuskan menggunakan *Quadratic Programming problem* (Puspitasari, Ratnawati and Widodo, 2018).

Dikarenakan metode SVM dapat dikatakan metode yang bagus dalam kasus klasifikasi, maka penulis ingin menggunakan SVM dalam













tubuh. Darah akan mengalir menuju ke bagian yang dituju ketika katup jantung membuka dan katup jantung akan langsung menutup agar darah tidak mengalir kembali ke ruangan sebelumnya.

Dalam kondisi normal, pembentukan implus oleh *pace-maker* pada simpul SA yang kemudian melewati serabut otot atrial menuju ke simpul AV, selanjutnya pergi ke berkas His dan berpisah melalui berkas kanan dan kiri, dan berhenti diserat purkinje sehingga serat otot ventrikel aktif. Kondisi denyut jantung berdetak bergantung pada aktivitas yang sedang dikerjakan oleh setiap manusia, dimana setiap manusia memiliki ciri khusus mengenai kondisi jantung yang sehat (Handayani , 2017).

Denyut jantung dapat didengar oleh alat stetoskop yang merekam dua suara yang berlainan dan sering diekspresikan dengan lub-dub. Dua suara yang berbeda tersebut adalah suara S1 (suara lub) dan suara S2 (suara dub). Suara S1 atau dapat disebut dengan suara lub adalah suara yang muncul karena katup *triscupid* dan mitral (atrioventrikular) mengalami penutupan, sehingga menimbulkan adanya aliran darah dari atrium (serambi pada jantung) ke *ventricle* (bilik pada jantung) dan dapat mengurangi resiko terjadinya aliran balik. Suara tersebut dapat terjadi ketika jantung mulai menguncup .

Suara S2 atau dapat disebut dengan suara dub merupakan suara yang terjadi ketika katup semilunar (*aortic* menutup dan *pulmonary*) bekerja untuk melancarkan proses keluarnya darah menuju ke sistem sirkulasi paru-paru dan sistemik. Pada *systole* yang terakhir dan katup antrioventrikular masih dalam kondisi menutup. Selain suara S1 dan S2, terdapat suara jantung ketiga (S3) dan suara jantung keempat (S4). Suara jantung ketiga (S3) terjadi dengan berakhirnya proses pengisian antrioventrikular, sedangkan suara jantung keempat (S4) mempunyai amplitudo yang paling rendah, komponen frekuensi yang kecil dan















terjadinya hipertrofi atria. Gelombang P dan perubahan-perubahan yang terjadi dapat dilihat dengan jelas pada sadapan II dan IV, karena implus mengarah pada gelombang P yang sejajar dengan sumbu pada sadapan II dan elektroda V1 mempunyai jarak paling dekat dengan atrium kanan.

## 2. Gelombang Q

Gelombang Q merupakan gelombang yang berasal dari cekung ke bawah (defleksi negatif) yang terjadi setelah gelombang P atau defleksi ke bawah pertama dari kompleks QRS. Gelombang Q mendeskripsikan awal dari fase depolarisasi ventrikel. Gelombang Q pada jantung normal mempunyai lebar kecil dari 0,04 detik dan dalamnya berukuran lebih kecil dari 1/3 gelombang R. Gelombang Q yang dalam keadaan normal dapat dilihat pada sadapan aVR. Fungsi dari gelombang Q adalah sebagai penanda munculnya nekrosismiokard (infrak miokard).

## 3. Gelombang R

Gelombang R merupakan gelombang yang berasal dari cekung ke atas (defleksi positif) yang terjadi setelah gelombang P atau setelah gelombang Q. Gelombang R menggambarkan fase depolarisasi ventrikel. Fungsi dari gelombang R adalah sebagai penanda munculnya hipertrofi ventrikel dan menunjukkan munculnya gangguan BBB (*bundle brach block*). Pada umumnya gelombang R selalu positif di semua sadapan kecuali pada aVR.

## 4. Gelombang S

Gelombang S merupakan gelombang yang berasal dari cekung ke bawah (defleksi negatif) yang terjadi setelah gelombang R atau setelah gelombang Q. Gelombang S menggambarkan fase depolarisasi ventrikel.

Gelombang S bertahap-tahap menghilang pada saat berada disadapan V1-V6. Gelombang ini terlihat lebih dalam pada saat berada disadapan V1 dan aVR. Gelombang S memiliki fungsi yang hampir sama dengan gelombang R dan kompleks QRS yang menggambarkan semua fase yang terjadi pada depolarisasi ventrikel.

#### 5. Gelombang T

Gelombang T merupakan gelombang yang berasal dari hasil repolarisasi di kedua ventrikel. Gelombang T menggambarkan fase repolarisasi ventrikel yang mengarah normal berdasarkan arah gelombang utama pada kompleks QRS. Gelombang T memiliki amplitude normal lebih kecil dari 10 mm yang terletak pada sadapan di dada dan lebih kecil dari 5 mm atau minimum 1 mm yang terletak pada sadapan di ekstrimis. Pada umumnya, gelombang T positif dan terbalik (inverted) pada aVR dan disadapan V1 dapat mempunyai gelombang T yang positif atau negatif. Fungsi gelombang T adalah sebagai penanda munculnya gangguan infrakan dan menunjukkan munculnya kelainan pada elektrolit.

#### 6. Gelombang U

Gelombang ini tidak ada yang tahu awal terjadinya gelombang U. Gelombang U dapat dilihat dengan jelas pada sadapan yang terletak di dada yaitu V1-V4. Fungsi gelombang U adalah sebagai penanda munculnya *hypokalemia* apabila amplitudo dari gelombang U lebih besar dari amplitudo gelombang T dan gelombang U yang terbalik terdapat pada iskemia dan hipertofi.

## 7. Interval P-R

Interval P-R merupakan gambaran waktu yang dibutuhkan depolarisasi atrium hingga depolarisasi ventrikel yang pertama atau waktu yang diperlukan oleh impuls listrik dari nodus SA menuju ke serabut *Purkinje* dan waktu normal yang dibutuhkan sebesar 0,12 hingga 0,20 detik. Interval P-R diperoleh dari selisih waktu kompleks QRS yang pertama dengan waktu gelombang P yang pertama. Fungsi dari interval P-R adalah menandakan adanya *syndrome* WPW atau keadaan hantaran dipercepat apabila interval P-R kurang dari 0,12 detik, apabila interval lebih dari 0,2 detik terdapat pada blok AV, dan apabila interval P-R tidak stabil terdapat pada *wandering pacemaker*.

## 8. Interval QT

Interval QT merupakan jumlah aktivitas total ventrikel yang dimulai dari depolarisasi sampai repolarisasi ventrikel dengan mengukur yang dimulai dari awal kompleks QRS sampai akhir gelombang T. Interval QT memiliki waktu durasi normal rata-rata lebih kecil dari 0,38 detik.

## 9. Segmen ST

Segmen ST merupakan segmen yang menandakan awal terjadinya repolarisasi ventrikel dari kiri dan kanan. J point adalah Titik pertemuan antara akhir kompleks QRS dan awal segmen T. Depresi J point akan terjadi apabila J point berada pada bagian bawah garis isoelektris, dan elevasi J point akan terjadi apabila J point berada pada bagian atas garis isoelektris.

## 10. Segmen PR

Segmen PR merupakan segmen yang menentukan garis isoelektris.





1. Panjang data EKG yang berkisar  $n$  menit akan dibagi menjadi data yang memiliki panjang waktu berkisar  $n$  detik yang dilakukan secara acak.
2. Memilih satu data yang memiliki selisih terkecil antara amplitudo R maksimum dengan amplitudo R minimum.
3. Proses ekstraksi dilakukan sebanyak jumlah gelombang pada data EKG yang terpilih.
4. Hasil ekstraksi berupa durasi interval QRS, durasi ST segment, durasi interval QT, durasi interval ST dan amplitudo T. Adapun langkah-langkah dalam menentukan interval QRS, durasi ST segment, durasi interval QT, durasi interval ST dan amplitudo T sebagai berikut:

- a. Mencari tP awal

Langkah awal dengan mencari nilai puncak R yang diperoleh dari nilai maksimum pada data sampel, setelah nilai puncak R diperoleh kemudian mencari nilai puncak P yang diperoleh dari nilai maksimal dari  $t(0)$  sampai  $t(R - 60)$ , selanjutnya mencari nilai P awal yang diperoleh dari menghitung rata-rata data dari  $t(0)$  hingga puncak P. Langkah terakhir pada tahap ini adalah mencari nilai tP awal yang diperoleh dari data puncak P bergerak mundur hingga ditemukan nilai sampel P awal.

















- $\sigma$  : standar deviasi RR interval  
 $x_i$  : nilai RR interval ke-i  
 $\mu$  : *mean* RR interval  
n : banyak RR interval

## 2.6. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan teknik yang menghasilkan suatu model fungsi dengan karakteristik tertentu sehingga dapat memisahkan kelas-kelas atau konsep yang berbeda. Proses ini bertujuan agar model yang didapat bisa dimanfaatkan sebagai kelas yang telah diketahui dengan label maupun kelas belum ditentukan labelnya. Model yang diturunkan berdasarkan pada analisis dari *training* data. Teknik klasifikasi merupakan Teknik pendekatan sistematis dalam membuat model klasifikasi dari sebuah data set input (Nompunu, Santosa and Yudaningtyas , 2018).

Proses klasifikasi dibagi mejadi dua tahap. Tahap pertama pada proses klasifikasi adalah *learning* dan tahap kedua pada proses klasifikasi adalah *testing*. Pada tahap awal (*learning*), sebagian dari data yang memiliki label (*training set*) akan digunakan untuk membuat model. Selanjutnya masuk ke tahap kedua (*testing*), model yang telah diperoleh akan diuji dengan sebagian data lainnya (*test set*) untuk menemukan nilai keakuratan dari model. Jika nilai keakuratan dari suatu model bernilai tinggi atau sedang maka model tersebut dapat digunakan dalam menentukan kelas data yang belum memiliki label kelas (Siang , 2016).











Mengoptimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dengan titik paling dekat merupakan teknik dalam menentukan nilai margin yang paling besar, yaitu  $\frac{1}{\|\vec{w}\|}$ . Hal tersebut dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) problem*, yaitu menentukan titik terkecil dengan persamaan 2.17 yang memperhatikan *constraint* dari persamaan 2.9.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2.17)$$

$$y_i(x_i \cdot w + b) \geq 1, \forall i$$

Untuk memenuhi kendala dalam minimalisasi kasus di atas, maka perlu digunakan pengali Lagrange  $\alpha$ , dimana  $\alpha \geq 0, \forall i$ . Sehingga, model permasalahan diubah menjadi :

$$\begin{aligned} \min L_p &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^N \alpha_i (1 - y_i(x_i \cdot w + b)) \\ &= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i (x_i \cdot w + b) + \sum_{i=1}^N \alpha_i \end{aligned} \quad (2.18)$$

Untuk meminimumkan  $L_p$  digunakan  $\frac{\partial L_p}{\partial b} = 0$  dan  $\frac{\partial L_p}{\partial w} = 0$ . Sehingga dihasilkan bentuk persamaan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_p}{\partial b} &= \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L_p}{\partial w} &= w - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i = 0 \end{aligned}$$













$$\text{maks } L_p = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j (x_i \cdot x_j) \quad (2.28)$$

dengan syarat  $\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$  karena  $\frac{\partial L_p}{\partial \varepsilon_i} = C - \alpha_i - q_i$  (Fletcher, 2008)

Nilai  $q$  pada fungsi tujuan tidak diperhitungkan, sehingga terdapat kendala baru  $0 \leq \alpha_i \leq C$ . Bias dinotasikan sebagai  $b$  yang menimbulkan kendala :

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (2.29)$$

Sehingga data input  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$  menjadi  $x'_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im} \lambda]$  dan vektor bobot  $w$  menjadi  $w' = \left[ w_1, w_2, \dots, w_m \frac{b}{\lambda} \right]$  dengan  $\lambda$  merupakan konstanta. Bentuk masalah menjadi :

$$L'_p = \min L_p = \frac{1}{2} \|w'\|^2 + C \sum_{i=1}^N \varepsilon_i + \sum_{i=1}^N \alpha_i (1 - y_i(x'_i \cdot w') - \varepsilon_i) + \sum_{i=1}^N q_i(-\varepsilon_i)$$

Untuk meminimalkan  $L_p$  digunakan  $\frac{\partial L_p}{\partial w'} = 0$  dan  $\frac{\partial L_p}{\partial \varepsilon_i} = 0$ , maka persamaan menjadi :

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_d}{\partial w'} &= w' - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x'_i = 0 \rightarrow w' = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x'_i \\ \frac{\partial L_p}{\partial \varepsilon_i} &= C - \alpha_i - q_i = 0, \forall_i \\ \text{maks } L_d &= \frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x'_i \right) \left( \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x'_i \right) + C \sum_{i=1}^N \varepsilon_i \\ &\quad - \sum_{i=1}^N \alpha_i \left( 1 - y_i \left( \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x'_i \cdot x'_i \right) - \varepsilon_i \right) + \sum_{i=1}^N q_i(-\varepsilon_i) \end{aligned}$$











## 2.7. Evaluasi

### 2.7.1. Prosedur Evaluasi

Pada tahap prosedur evaluasi menggunakan K-Fold Cross Validation yang umum digunakan dalam mengestimasi kinerja model. *Cross validation* merupakan metode yang dapat digunakan untuk data yang berjumlah terbatas. Data yang digunakan akan dibagi secara *random* ke dalam k subset dengan ukuran yang sama. Dataset tersebut akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Proses *training* dan *testing* dilakukan sebanyak k kali secara berulang-ulang. Pada iterasi ke-i, data ke-i akan digunakan untuk data *testing* dan sisanya digunakan secara bersamaan untuk data *training*. Adapun langkah-langkah dalam prosedur sebagai berikut:

1. Membagi data menjadi k bagian dengan ukuran yang sama.
2. Pada data k-1 merupakan data *training* dan bagian lainnya merupakan data *testing*.
3. Pada langkah ini dilakukan berulang sebanyak k setiap kombinasi data *training* dan data *testing* yang berbeda, sehingga semua data akan menjadi data *testing*.

Estimasi nilai dari suatu model akhir dapat diperoleh dengan menghitung rata-rata dari nilai akurasi pada setiap iterasi.

### 2.7.2. Confusion Matrix

*Confusion matrix* atau yang dikenal dengan tabel kontingensi merupakan Uji keakuratan yang sering digunakan dalam menunjukkan hasil klasifikasi terutama pada data multiclass (Santra and Christy , 2012). Misal  $x_{r,c}$  yang berasal









Pada Gambar 3.2 alur diagram (a) di ilustrasikan sebagai proses ekstraksi sinyal EKG menggunakan Algoritma Pembacaan WAKtu. Metode pemrosesan sinyal digital dan pengolahan data dalam mengklasifikasikan penyakit jantung dengan metode pengolahan data sinyal EKG, dengan data yang digunakan berisi tentang data sinyal EKG beserta rincian data dari setiap pasien. Setelah data diperoleh, terlebih dahulu data tersebut akan dibagi menjadi beberapa kelompok dengan durasi 2 detik dan 5 detik. Kemudian, diambil kelompok yang memiliki selisih terkecil dari nilai maksimum dan nilai minimumnya. Kelompok tersebut yang akan diekstraksi menggunakan algoritma pembacaan waktu dengan langkah-langkah yang telah dijelaskan pada bab 2. Hasil dari ekstraksi fitur akan digunakan sebagai input untuk proses klasifikasi yang meliputi interval QRS, durasi ST segment, durasi interval QT, durasi interval ST dan amplitudo T.

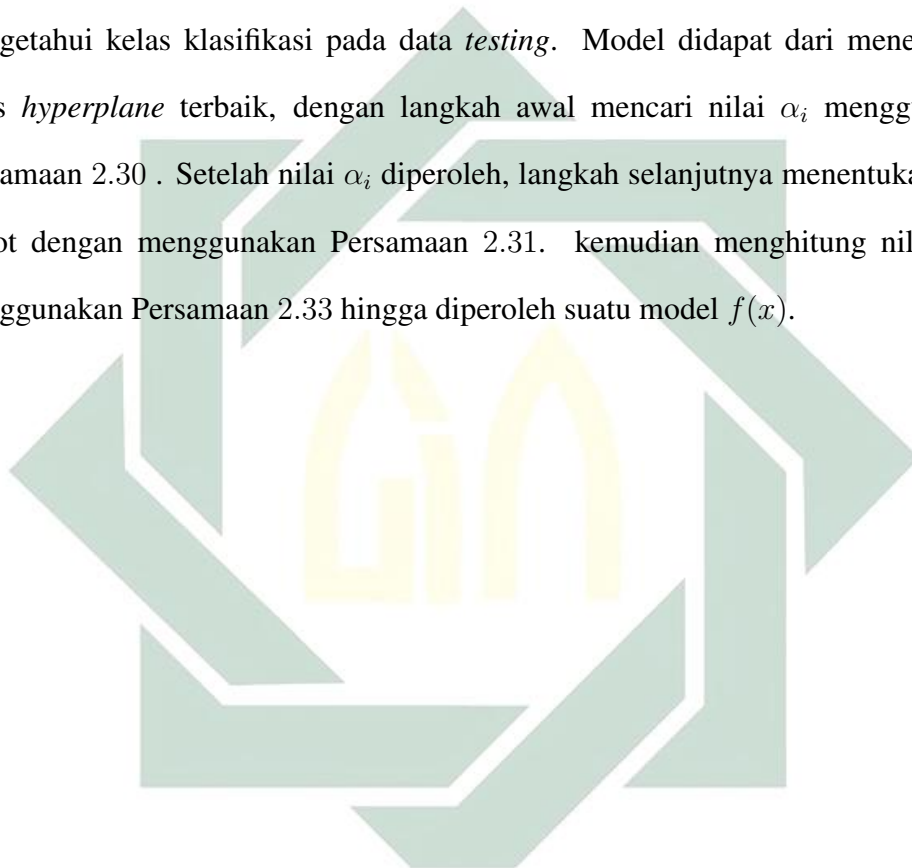
Selain itu, proses ekstraksi lain pada sinyal EKG menggunakan tekstur sinyal yang diilustrasikan Gambar 3.2 alur diagram (b). Langkah awal pada tekstur sinyal adalah mereduksi *noise* iterferensi jaringan listrik yang memiliki frekuensi terletak pada 60 Hz dan 50 Hz dengan menggunakan IIR, kemudian menghilangkan noise kebisingan menggunakan metode Transformatif Wavelet, dan output yang dihasilkan pada tekstur sinyal adalah RR mean dengan menggunakan Persamaan 2.4, SDNN dengan menggunakan Persamaan 2.5, dan BPM.

Hasil dari kedua ekstraksi akan diklasifikasikan menggunakan metode *Support Vector Machine*. Output dari klasifikasi meliputi pasien yang menderita penyakit *myocardial infraction* dan normal. Langkah terakhir, pada penelitian ini diperlukan proses perhitungan untuk menentukan nilai akurasi yang diperoleh, sehingga dapat diketahui berapa persen keberhasilan dari penelitian ini. Proses





SVM adalah membagi data menjadi dua kelompok menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Pembagian tersebut berdasarkan penelitian yang pernah dilakukan. Setelah membagi data, langkah selanjutnya adalah mengolah data *training*. Data tersebut akan menghasilkan sebuah model yang akan digunakan pada tahap *training*. Setelah model didapat, langkah selanjutnya menguji model untuk mengetahui kelas klasifikasi pada data *testing*. Model didapat dari menentukan garis *hyperplane* terbaik, dengan langkah awal mencari nilai  $\alpha_i$  menggunakan Persamaan 2.30 . Setelah nilai  $\alpha_i$  diperoleh, langkah selanjutnya menentukan nilai bobot dengan menggunakan Persamaan 2.31. kemudian menghitung nilai bias menggunakan Persamaan 2.33 hingga diperoleh suatu model  $f(x)$ .











**Tabel 4.7 Hasil Perhitungan T awal, T akhir, tS**

Durasi	T awal	T akhir	Posisi T awal	tS
2 detik	-163,562	27,371	436	436-1386
5 detik	383,300	-18,981	180	180-4608

h. Menentukan QRS Interval, QT Segmen, ST Segmen, ST Interval, dan Amplitudo T

Berdasarkan langkah-langkah yang telah dijelaskan pada Bab 2. Hasil ekstraksi sinyal EKG menggunakan Algoritma pembacaan Waktu dapat dilihat pada Tabel 4.8.

**Tabel 4.8 Hasil Ekstraksi Sinyal EKG**

Durasi	Pasien Ke-	QRS Int	QT Int	ST Int	ST Seg	Amp. T
2 detik	1	122	1044	1539	1323	105,71
	2	569	483	1802	1980	47,686
	3	1005	565	1566	1685	212,073
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	99	1149	563	1746	1501	668,467
	100	1542	375	1892	1844	214,082
5 detik	1	4064	687	4865	4538	330,841
	2	1467	2050	2598	2885	503,947
	3	2364	1610	3704	2974	607,277
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	99	889	1049	2301	2139	153,6
	100	2716	2123	4235	3942	828,076

















2. Data yang berdurasi 5 detik

Selain itu, percobaan juga dilakukan pada data ekstraksi sinyal EKG menggunakan Algoritma Pembacaan Waktu dengan durasi 5 detik. Hasil *testing* klasifikasi SVM dapat dilihat pada Lampiran D.

3. Data ekstraksi sinyal menggunakan Tekstur Sinyal

Percobaan juga dilakukan pada data ekstraksi sinyal EKG menggunakan Tekstur Sinyal. Hasil *testing* klasifikasi SVM dapat dilihat pada Lampiran G.

- b. Kernel Polynomial

Percobaan lain juga dilakukan dengan menggunakan fungsi kernel polynomial pada semua data hasil ekstraksi sinyal EKG.

1. Data yang berdurasi 2 detik

Hasil *testing* klasifikasi SVM pada data ekstraksi sinyal menggunakan Algoritma Pembacaan Waktu dapat dilihat pada Lampiran B.

2. Data yang berdurasi 5 detik

Selain itu, percobaan juga dilakukan pada data ekstraksi sinyal EKG menggunakan Algoritma Pembacaan Waktu dengan durasi 5 detik. Hasil *testing* klasifikasi SVM dapat dilihat pada Lampiran E.

3. Data ekstraksi menggunakan Tekstur Sinyal

Percobaan dengan fungsi kernel *polynomial* juga dilakukan pada data ekstraksi sinyal EKG menggunakan Tekstur Sinyal. Hasil *testing* klasifikasi SVM dapat dilihat pada Lampiran H.









dengan nilai sensitifitas sebesar 75% yang artinya data pasien yang *myocardical infraction* terklasifikasi dengan benar sebanyak 6 pasien dan 6 pasien terklasifikasi kedalam pasien yang normal, nilai spesifitas sebesar 50% yang artinya data pasien normal terklasifikasi dengan benar sebanyak 6 pasien dan 2 pasien terklasifikasi kedalam pasien *myocardical infraction* dan nilai *precision* sebesar 75%. Berdasarkan hasil yang diperoleh untuk data algoritma pembacaan waktu dengan durasi 5 detik hanya dapat mengidentifikasi setengah pasien *myocardical infraction*.

Pada Gambar 4.4 untuk fungsi kernel *polynomial* dan RBF pada data algoritma pembacaan waktu baik dengan durasi 2 detik maupun 5 detik yang berdasarkan hasil akurasi 60% dengan nilai sensitifitas sebesar 0%, nilai spesifitas 58,33 % dan *precision* sebesar 60% menunjukkan bahwa sistem tersebut tidak dapat mengidentifikasi untuk pasien *myocardical infraction* dan semua data terklasifikasi kedalam pasien normal.

Pada data tekstur sinyal baik menggunakan kernel linier, *polynomial* , dan RBF menunjukkan bahwa sistem mampu mengidentifikasi pasien *myocardical infraction* dan normal dengan tepat. Ketiga fungsi kernel dengan nilai empat pengukur kinerja klasifikator menunjukkan bahwa fungsi kernel RBF memberikan nilai kinerja klasifikator yang paling tinggi pada data tekstur sinyal dengan nilai akurasi sebesar 95%, nilai sensitivitas sebesar 100% yang menunjukkan bahwa semua bahwa data pasien *myocardical infraction* yang terklasifikasi benar kedalam pasien *myocardical infraction*, dan









- Jantung Berdasarkan Sinyal EKG Menggunakan Naive Bayes, *e-Proceeding of Engineering*, 5(2):3726.
- Dharma, Surya, 2010, *Sistematika Interpretasi EKG: Pedoman Praktis*, Buku Kedokteran EGC, Jakarta.
- Effendy, E. D., Jusak, Puspasari, I, 2017, Klasifikasi Sinyal EKG (Elektrokardiograf) Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Model Backpropagation, *JCONES*, 6(2): 154-161.
- Fletcher, T., 2008, *Support Vektor Machine Explained*, UCL.
- Franz, A., Muhimmah, I., Yuwono, T., Marfianti, E., 2017, Pembacaan Waktu sebagai Ekstraksi EKG pada Diagnosis Penyakit Jantung, *SNIMed VIII*, 22.
- Gorunescu, F., 2011, *Data Mining: Concepts, Models, and Techniques*, Springer, New York.
- Guyon, I., Elisseeff, A., 2003, An Introduction to Variabel and Feature Selection, *Journal of Machine Learning Research*, 3:1157-1182.
- Handayani, A., 2017, Sistem Konduksi Jantung, *Buletin Farmatera*, 2(3).
- Hardani, D., 2015, Ekstraksi Fitur Sinyal Elektrokardiogram Berbasis Independent Component Analysis, *Techno*, 16(1): 10-15.
- Haryosuprobo, I., Sugiarto, Y., and Suryadi, F., 2016, Ekstraksi Ciri Sinyal EKG Aritmia Menggunakan Gelombang Singkat Diskrit, *Jurnal Ilmiah Elektroteknika*, 15(2): 149-164.

Hasanah, H., 2015, Klasifikasi Sinyal Elektrokardiograf (EKG) dengan Short Time Fourier Transform (STFT) dan Backpropagation, *Duta*, 9(2).

Hasanah, U., Resita M., L., Pratama, A., Cholissodin, I., 2016, Perbandingan Metode SVM, Fuzzy K-NN, dan BDT-SVM untuk Klasifikasi Detak Jantung Hasil Elektrokardiografi, *JTIK*, 3(3): 201-207.

Imah, Elly Matul, Basaruddin, T., 2011, Klasifikasi Beat Aitmia pada Sinyal EKG Menggunakan Fuzzy Wavelet Learning Vector Quantization, *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 4.

Irawan, B., Setianto, B.Y., Dinarti, L.K., dkk, 2018, *Elektrokardiografi*, Gajah Mada University Press: Konsep Dasar dan Praktik Klinik, Yogyakarta.

Kemkes, 2014, Lingkungan Sehat Jantung Sehat, Retrieved from <http://www.depkes.go.id/article/view/20140080002/lingkungan-sehat-jantung-sehat.html>.

Krismanto, Al., 2008, *Pembelajaran Sudut dan Jarak dalam Ruang Dimensi Tiga di SMA*, Pusat Pengembangan dan Pemberdayaan Pendidik dan Tenaga Kependidikan Matematika, Yogyakarta.

Melgani, F., and Bazi, Y., 2008, Classification of Electrocardiogram Signals with Support Vector Machines and Particle Swarm Optimization, *IEEE Transaction on Information Technology in Biomedicine*, 667-677.



- Nanda, M., Seminar, K., Nandika, D., and Maddu, A., 2018, A Comparison Study of kernel Functions in the Support Vector Machine and Its Application for Termite Detection, *Information*, 1-14.
- Nasiri, J., Naghibzadeh, M., Yazdi, H., Naghibzadeh, B., 2010, ECG Arrhythmia Classification with Support Vector Machine and Genetic Algorithm, *IEEE Computer Society*.
- Nazmy, T., El-Messiry, H., Al-Bokhity, B., 2010, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Classification of ECG Signals, *Informatics and Systems (INFOS)*, 28-30.
- Nazmah, Abu, 2013, *Cara Praktis dan Sistematis belajar Membaca EKG*, Elex Media Komputindo, Inc., Jakarta.
- Nompunu, R., Santosa, P., and Yudaningtyas, E, 2018, Klasifikasi kinerja Pegawai Universitas X dengan Pendekatan Neuro-Fuzzy, *Jurnal EECCIS*, 12(1).
- Nugroho, A., Witarto, A., Handoko, D., 2003, Support Vector Machine (Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika), *Proceeding of Indonesian Scientific Meeting in Central Japan, Gifu-Japan: IlmuKomputer.com*.
- Pandit, D., Li Zhang, Liu, C., Aslam, N., Chattopadhyay, S. Lim, C.P., 2017, Noise Reduction in ECG Signal Using Wavelet Transform and Dynamic Thresholding, *BioEngineering*.

- Prasojo, I., Kusumadewi, S., 2013, Diagnosis EKG dengan Sistem Pakar Menggunakan K-NN, *SNIMed*.
- Pratama, A., Cholissodin, I., Suprpto, 2016, Klasifikasi Kondisi Detak Jantung Berdasarkan Hasil Pemeriksaan Elektrokardiografi Menggunakan Binary Decision Tree-Support Vector Machine (BDT-SVM), *Repository Jurnal Mahasiswa PTIK UB*.
- Puspitasari, A., Ratnawati, D., Widodo, A, 2018, Klasifikasi Penyakit Gigi Dan Mulut Menggunakan Metode Support Vector Machine, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 802-810.
- R., B., Z., L., N., A. E., 2008, *ECG Beat Classifier Using Support Vector Machine*, ICTTA.
- Rilantono, L., 2015, *Penyakit kardiovaskuler(PKV)*,FK UI, Jakarta.
- Ritonga, A., Purwaningsih, E.,2018, PENERAPAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DALAM KLASIFIKASI KUALITAS PENGELASAN SMAW (SHIELD METAL ARC WELDING),*Jurnal Ilmiah Edutic*, 17-25.
- Rusli, M., 2017, *Dasar Perancangan kendali Logika Fuzzy*, Universitas Brawijaya Press, Malang.
- Safriandono, A. N., 2017, Algoritma K-Nearest Neighbor Berbasis Forward Selection untuk Mendiagnosis Penyakit Jantung Koroner, *KOMPUTAKI*, 3(1).

- Sahoo, S., Kanungo, B., Behera, S., Sabut, S., 2015, Multiresolution wavelet transform based feature extraction and ECG classification to detect cardiac abnormalities, *measurement*.
- Sambhu, 2013, Automatic Classification of ECG Signals with Features Extracted Using Wavelet Transform and Support Vector Machine, *IJAREEIE*, 236-241.
- Santra, A., Christy, C.,2012, Genetic Algorithm and Confusion Matrix for Document Clustering, *IJCSI International Journal of Computer Science*, 322-328.
- Schamroth, L.,1990, *An Introduction to Electrocardiography*, Blackwell Science, Oxford.
- Setiawan, Agung W. , Djohan, Ratna A., Tawakal, Farhan I.,2019, Deteksi Aritmia Menggunakan Sinyal EKG dengan Metode Deteksi Puncak-R, *SENIATI*,127-132.
- Siang, M.,2016, Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemograman Menggunakan Matlab, *International Symposium On Telecommunication (BIHTEL)*, 121.
- Sugiarto, W., Jusak, Puspasari , I.,2016, Rancang Bangun Alat Elektrokardiograf untuk Visualisasi, Perekaman, dan Penyimpanan Sinyal Jantung, *JCONES*, 38-46.
- Suyanto, A.N , A.,2009, Identifikasi Sinyal ECG Irama Myocardial Ischemia dengan Pendekatan Fuzzy Logic, *JUTI*, 7(4): 191-204.

