

**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,



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

Nurissardah Ulinnuha, M.Kom
NIP. 199011022014032004

Mengetahui,
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya





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 : nisatrianifa95@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif 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-Ekslusif 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)

ABSTRAK

Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan *Support Vector Machine*

Berdasarkan Perbandingan Algoritma Pembacaan Waktu Dengan Tekstur

Sinyal Sebagai Metode Ekstraksi Sinyal EKG

Penyakit jantung merupakan salah satu faktor utama yang mengakibatkan kematian. Langkah awal dalam mengatasi penyakit jantung adalah memeriksa jantung. Akan tetapi, hasil pemeriksaan tidak dapat memberikan informasi tentang penyakit jantung. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan pemrosesan sinyal digital dalam menganalisis pola sinyal hasil rekaman jantung. Tujuannya agar dapat mengklasifikasikan pasien *Myocardial Infraction* dan normal melalui 2 tahapan yaitu perbandingan dua metode Algoritma Pembacaan Waktu dan Tekstur Sinyal sebagai metode ekstraksi sinyal EKG, dan klasifikasi dengan metode SVM. Ekstraksi EKG dengan Tekstur Sinyal dengan tiga parameter hasil ekstraksi menunjukkan bahwa Tekstur Sinyal lebih baik dari Algoritma Pembacaan Waktu dalam mengekstraksi sinyal EKG serta hasil SVM terbaik dengan fungsi kernel RBF. Hasil akurasi dari data uji sebesar 95%, sensitivitas sebesar 100%, spesifitas sebesar 91,67%, dan presisi sebesar 100%.

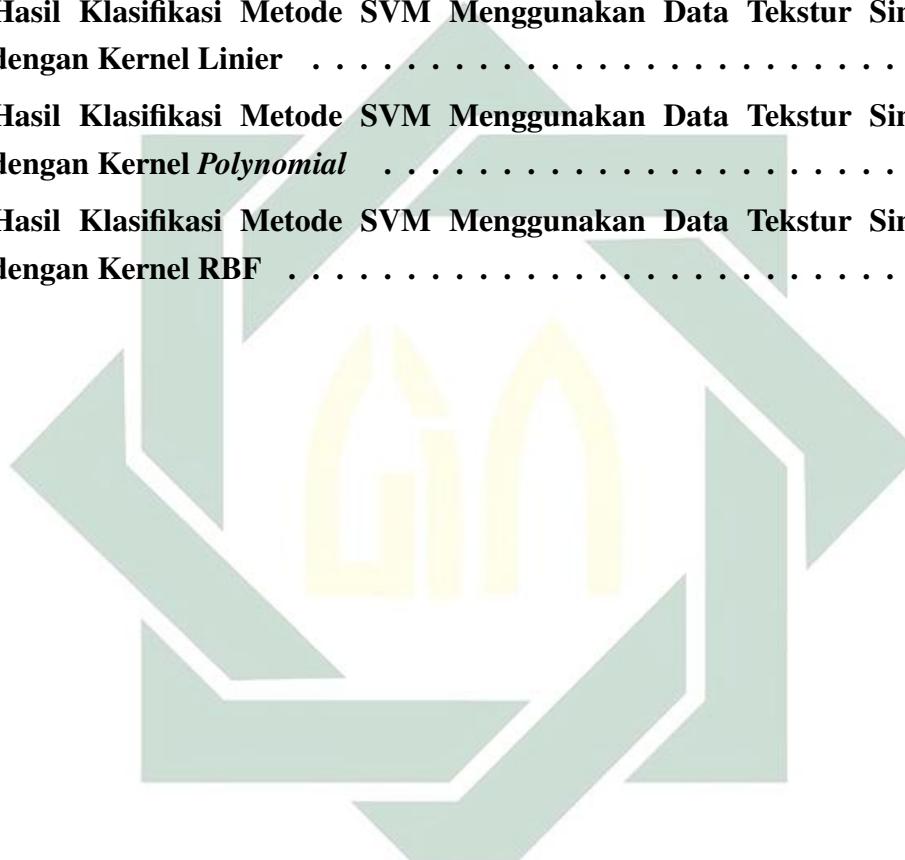
Kata kunci: Klasifikasi, Sinyal EKG, Algoritma Pembacaan Waktu, Tekstur Sinyal, Metode SVM

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING	ii
PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN	iv
MOTTO	v
HALAMAN PERSEMBERAHAN	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR TABEL	xiii
ABSTRAK	xiv
ABSTRACT	xv
I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.2. Rumusan Masalah	6
1.3. Tujuan Penelitian	6
1.4. Manfaat Penelitian	7
1.5. Batasan Masalah	7
1.6. Sistematika Penulisan	8
II TINJAUAN PUSTAKA	10
2.1. Jantung	10
2.1.1. Sifat Mekanik Jantung	13
2.1.2. Gangguan pada Jantung	14
2.2. Elektrokardiograf	15
2.3. Elektrokardiogram (EKG)	16
2.4. Algoritma Pembacaan Waktu	21
2.5. Tekstur Sinyal	27

2.5.1. <i>Infinite Impulse Response)(IIR)</i>	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. Confusion Matrix	47
III METODE PENELITIAN	50
3.1. Jenis Penelitian	50
3.2. Pengambilan Data	50
3.3. Rancangan Penelitian	51
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	55
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
V PENUTUP	73
5.1. Simpulan	73
5.2. Saran	74
DAFTAR PUSTAKA	75
A Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Algoritma Pembacaan Waktu Dirasi 2 Detik dengan Kernel Linier	82
B Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Algoritma Pembacaan Waktu Dirasi 2 Detik dengan Kernel <i>Polynomial</i>	83
C Hasil Klasifikasi Metode SVM Menggunakan Data Algoritma Pembacaan Waktu Dirasi 2 Detik dengan Kernel RBF	85

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



DAFTAR TABEL

2.1	Kernel SVM	45
4.1	Hasil Perhitungan Selisih	56
4.2	Hasil Perhitungan Selisih	56
4.3	Hasil Perhitungan tP awal	57
4.4	Hasil Perhitungan tQ	57
4.5	Hasil Perhitungan tP akhir	58
4.6	Hasil Perhitungan PR Interval dan Segmen	58
4.7	Hasil Perhitungan T awal, T akhir, tS	59
4.8	Hasil Ekstraksi Sinyal EKG	59
4.9	Hasil Tekstur Sinyal	62
4.10	Sampel Data Hasil Ekstraksi Sinyal EKG	64

DAFTAR GAMBAR

2.1	Anatomi Jantung	10
2.2	Sinyal Suara Jantung	12
2.3	Skema Prinsip Kerja Jantung	13
2.4	Alat Elektrokardiograf	16
2.5	Gelombang EKG	17
2.6	Gelombang EKG	21
2.7	Pembacaan P Awal	23
2.8	pembacaan Gelombang Q	24
2.9	Pembacaan P Akhir	24
2.10	Pembacaan P Awal	25
2.11	Pembacaan tS, T Awal, dan T Akhir	26
2.12	QRS Interval, ST Segment, QT Interval, ST Interval, Amplitudo T .	27
2.13	Menentukan <i>Hyperplane</i> Terbaik	31
2.14	Menentukan <i>Hyperplane</i> pada <i>linearly separable data</i>	32
2.15	<i>Nonlinearly Separable Data</i>	39
2.16	Transformasi Data SVM Menggunakan Fungsi Kernel	44
2.17	<i>Confusion Matrix</i>	48
3.1	a.) <i>myocardial infarction</i> b.) <i>healthy controls</i>	50
3.2	<i>Flowchart</i> Pengolahan Data	51
3.3	<i>Flowchart</i> Pengolahan Data menggunakan Metode SVM	53
4.1	<i>Flowchart</i> Plotting Data	60
4.2	Filterisasi Sinyal EKG	60
4.3	Deteksi <i>R-Peaks</i>	61
4.4	Hasil <i>Confusion Matrix</i>	69
4.5	Hasil Pengukuran Kinerja Klasifikator	70

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Sinyal Elektrokardiografi (EKG) berisi tentang informasi penting mengenai kesehatan jantung seorang pasien. Oleh karena itu, sinyal EKG mempunyai sifat unik pada setiap individu dalam jangka waktu yang panjang. Sinyal EKG diperoleh dari hasil rekaman pada tes medis EKG dengan alat bantu elektrokardiograf (Nazmy, El-Messiry and Al-Bokhityl , 2010). Sinyal EKG itu sendiri dapat diartikan sebagai sinyal listrik yang menggambarkan aktivitas dari jantung, dimana jantung makhluk hidup membutuhkan implus listrik dalam memompa darah. Satu siklus jantung sama dengan satu detak jantung atau disebut dengan *one beat* yang mengandung beberapa bagian penting seperti interval PR, segmen PR, interval RR, interval PP, interval QT, kompleks QRS, dan segmen ST (Nazmah , 2013). Rekaman EKG berbentuk gelombang yang dapat digunakan oleh dokter ahli jantung dalam mendiagnosa kondisi jantung dari pasien. Pentingnya tes medis EKG dalam mencegah tingginya angka kematian yang ada di Indonesia yang disebabkan oleh jantung (Sambhu , 2013).

Secara global, kelainan pada jantung merupakan suatu kelainan yang tidak menular dan menjadi faktor utama yang menyebabkan kematian di setiap tahunnya (Hasanah , 2015). Jantung merupakan organ vital atau pertahanan terakhir untuk hidup selain otak dan memiliki peran penting sebagai pusat peredaran darah (Hardani , 2015). Jantung sebagai pusat peredaran darah juga dijelaskan pada

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 paramater *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 Besrour, 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

mengklasifikasikan data sinyal EKG dengan kombinasi ekstraksi sinyal menggunakan metode Algoritma Pembacaan Waktu dan tekstur sinyal menggunakan Transformasi Wavelet. Harapan dari penelitian ini adalah dapat membandingkan hasil klasifikasi sinyal EKG dalam mendiagnosa penyakit jantung menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) berdasarkan Algoritma pembacaan waktu dengan tekstur sinyal sebagai ekstraksi sinyal EKG.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut :

1. Bagaimana hasil klasifikasi sinyal EKG dalam mengklasifikasikan penyakit jantung menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM)?
 2. Bagaimana hasil perbandingan tingkat keakuratan dalam mengklasifikasikan penyakit jantung menggunakan *Support Vector Machine*(SVM) berdasarkan Algoritma pembacaan waktu dan tekstur sinyal sebagai metode ekstraksi sinyal EKG?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, tujuan penelitian ini adalah:

1. Mengetahui hasil klasifikasi sinyal EKG dalam mengklasifikasikan penyakit jantung menggunakan metode *Support Vector Machine*(SVM).
 2. Mengetahui hasil perbandingan tingkat keakuratan dalam mengklasifikasikan penyakit jantung menggunakan *Support Vector Machine*(SVM) berdasarkan Algoritma pembacaan waktu dan tekstur sinyal sebagai metode ekstraksi sinyal EKG.

1.4. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat bagi pihak terkait. Adapun manfaaat penelitian ini adalah:

- a. Manfaat Teoritis Secara teoritis, pada bidang kesehatan dan ilmu matematika kajian ini mampu menambah pengetahuan tentang klasifikasi sinyal EKG dalam mengklasifikasikan penyakit jantung menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan membandingkan Algoritma pembacaan waktu dengan tekstur sinyal sebagai metode ekstraksi sinyal EKG.
 - b. Manfaat Praktis
 - (a) Bagi Universitas Islam Negeri Surabaya, penelitian ini dapat menambah koleksi bahan pustaka yang bermanfaat bagi Universitas Islam Sunan Ampel Surabaya dan bagi mahasiswa-mahasiswi Progam Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi.
 - (b) Bagi Penulis, penelitian ini dapat menambah wawasan dan pengalaman dalam hal menulis, selain itu juga mendapat ilmu mengenai sinyal EKG, dan metode-metode yang digunakan dalam mengolah data sinyal EKG.
 - (c) Bagi Tim Medis, penelitian ini dapat memberikan kemudahan kepada tim medis dalam menganalisis hasil rekaman jantung berupa sinyal EKG.

1.5. Batasan Masalah

Untuk membatasi permasalahan sehingga tidak meluas, maka perlu membatasi masalah sebagai berikut:

1. Data sinyal ECG yang digunakan sebagai database sebanyak 100 pasien yang terdiri dari gangguan *myocardial infarction* dan *healthy controls*.

2. Klasifikasi yang digunakan dalam mengklasifikasikan penyakit jantung adalah metode *Support Vector Machine* (SVM)
 3. Ekstraksi sinyal ECG menggunakan algoritma pembacaan waktu dan tekstur sinyal.

1.6. Sistematika Penulisan

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan sistematika penulisan yang terdiri dari 5 bab dan masing-masing bab dibagi dalam subbab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

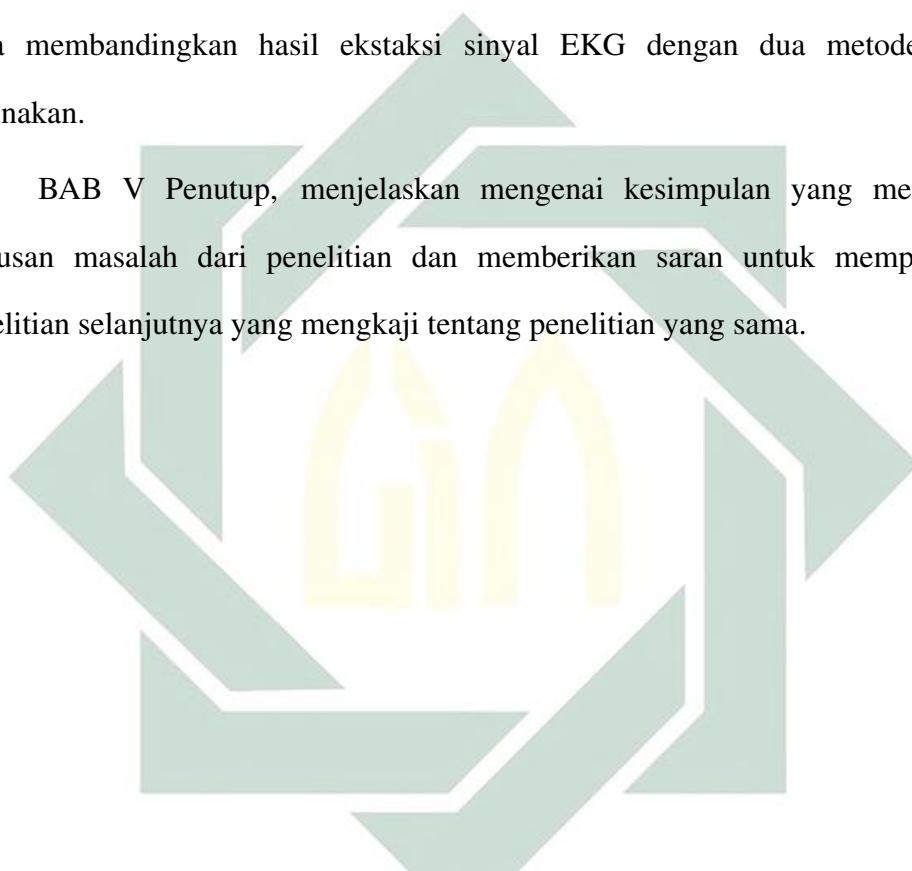
BAB I Pendahuluan, menjelaskan mengenai permasalahan apa saja yang menjadi latar belakang penelitian, yaitu tingginya angka kematian yang disebabkan kelainan pada jantung, kurangnya tim medis yang mampu membaca sinyal EKG dalam mendiagnosis penyakit jantung pada pasien. Selain itu, pada bagian ini juga menjelaskan tentang rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II Tinjauan Pustaka, menjelaskan mengenai teori-teori yang mendukung untuk menyelesaikan permasalahan yang berhubungan dengan penelitian. Sebagai tinjauan terhadap beberapa literatur yang terkait dengan topik penelitian yang meliputi sinyal EKG, penggunaan Algoritma pembacaan waktu dan tekstur sinyal sebagai ekstraksi sinyal EKG, dan penggunaan metode *Support Vector Machine* (SVM), penggunaan tingkat ukur keakuratan yang digunakan dalam mengukur keefektifitasan metode klasifikasi.

BAB III Metode Penelitian, menjelaskan langkah-langkah dalam penelitian yang meliputi jenis penelitian, pengumpulan data, pengolahan data, dan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian.

BAB IV Hasil dan Pembahasan, menjelaskan mengenai proses pengolahan data dengan mengekstraksi sinyal EKG menggunakan algoritma pembacaan waktu dan tekstur sinyal, klasifikasi menggunakan metode SVM dengan tiga macam fungsi kernel yang meliputi kernel linier, *polynomial*, dan RBF, serta mengevaluasi hasil klasifikasi berdasarkan *confusion matrix*, dan menganalisis hasil evaluasi serta membandingkan hasil ekstraksi sinyal EKG dengan dua metode yang digunakan.

BAB V Penutup, menjelaskan mengenai kesimpulan yang menjawab rumusan masalah dari penelitian dan memberikan saran untuk memperbaiki penelitian selanjutnya yang mengkaji tentang penelitian yang sama.

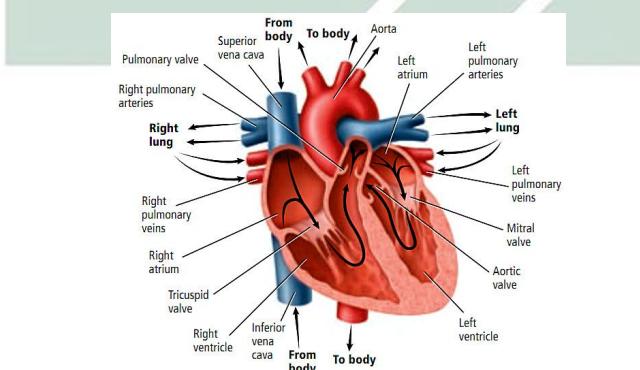


BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Jantung

Jantung merupakan organ vital yang memiliki peran sebagai pusat peredaran darah. Darah yang kaya dengan oksigen akan dipompa oleh jantung menuju ke seluruh pembuluh dengan kontraksi yang terjadi secara berulang. Jantung mempunyai 4 bagian yaitu serambi kanan yang memiliki peran sebagai penerima darah kotor yang berasal dari pembuluh darah, serambi kiri yang berfungsi sebagai penerima darah bersih yang berasal dari paru-paru, bilik kanan yang berfungsi memompa darah kotor yang berasal dari jantung menuju ke paru-paru, dan bilik kiri yang memiliki tugas dalam memompa darah bersih yang berasal dari jantung menuju ke seluruh tubuh (Rilantono , 2015).



Gambar 2.1 Anatomi Jantung

(Rilantono , 2015)

Selain itu, jantung tersusun oleh otot-otot jantung yang memiliki fungsi sebagai alat pompa darah yang berasal dari pembuluh darah menuju ke seluruh

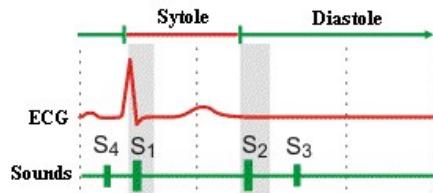
tubuh. Darah akan mengalir menuju ke bagian yang dituju ketika katup jantung membuka dan katup jantung akan langsung menutup agar darah tidak mengalir kembali ke ruangan sebelumnya.

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 purkinye 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 *tricuspid* 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

berkorelasi dengan kontraksi atrial. Pada dasarnya, kondisi jantung yang normal mempunyai dua macam suara jantung yaitu S1 dan S1.



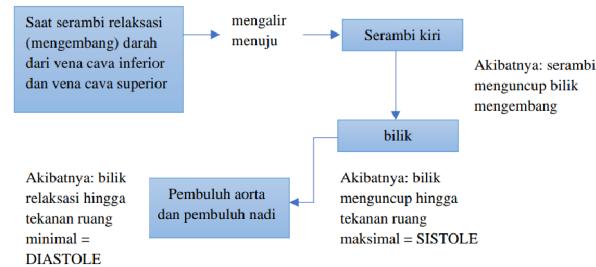
Gambar 2.2 Sinyal Suara Jantung

(Widodo , 2017)

Prinsip kerja jantung sebagai berikut:

- a. Pada saat kedua serambi membesar, maka darah yang berasal dari pembuluh balik akan memasuki serambi.
 - b. Pada saat kedua serambi mengecil dan kondisi bilik membesar, maka darah yang berasal dari serambi akan memasuki bilik.
 - c. Pada saat kedua bilik mengecil, maka darah yang keluar dari bilik akan masuk ke pembuluh aorta.

Kondisi jantung pada saat menguncup menandakan jantung sedang memompa darah atau berkontraksi dan pada saat mengembang menandakan jantung sedang tidak memompa darah atau berrelaksasi. Adapun skema mengenai kerja jantung yang dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2.3 Skema Prinsip Kerja Jantung

(Handayani , 2017)

Untuk mengetahui keadaan jantung yang normal terdapat beberapa karakteristik yang dapat dilihat sebagai berikut (Handayani , 2017):

- a. Koefisien maksimum yang dimiliki jantung rata-rata sebesar 6753,489
 - b. Energi maksimum yang dimiliki jantung rata-rata sebesar 58322836,81
 - c. Memiliki Jarak normal untuk interval RR pada sinyal EKG sebesar 0,6 detik hingga 1 detik.

2.1.1. Sifat Mekanik Jantung

Siklus jantung merupakan suatu peristiwa yang berawal dari suatu denyut jantung hingga mulainya denyut jantung berikutnya dalam periode kontraksi dan relaksasi. Setiap siklus jantung terbagi dua yang meliputi listrik-potensial aksi dan mekanik-kontraksi yang posisinya berada pada sistem kardiovaskuler. Kontraksi jantung menyebabkan terjadinya suatu tekanan yang dapat mengantikan fungsi aliran sebagai penyedia kebutuhan yang dibutuhkan oleh semua jaringan tubuh pada siklus jantung.

Setiap siklus mengalami pergantian tekanan pada atria, ventrikel maupun aorta dan terjadi perubahan pada volume ventrikel. Seluruh proses mekanik tersebut

terjadi berdasarkan kegiatan listrik yang dapat direkam oleh alat EKG (Handayani , 2017).

2.1.2. Gangguan pada Jantung

Ada banyak jenis gangguan pada jantung. Gangguan pada jantung dikelompokkan menjadi beberapa kelas sebagai berikut (Suyanto et al , 2009):

a. Myocardial Infraction

Infark miokard (*Myocardial Infraction*) merupakan otot jantung kehilangan suplai oksigen yang membentuk jaringan nekrosis otot yang permanen, sehingga pada kondisi tersebut dapat mengancam kehidupan pasien. Jenis gangguan ini biasanya dikenal dengan serangan jantung dan akan fatal apabila terjadi perluasan area jaringan yang rusak. Serangan jantung paling utama disebabkan oleh penyakit jantung koroner. Pada sinyal EKG gangguan ini akan menimbulkan penyimpangan atau depresi pada segmen ST atau menimbulkan perubahan pada gelombang T.

b. Cardiomyopathy atau Heart Failure

Heart failure atau biasanya dikenal dengan gagal jantung merupakan suatu kondisi yang disebabkan oleh berhentinya proses pemompaan darah sebelum jumlahnya mencukupi untuk kebutuhan metabolisme. Mengidentifikasi gagal jantung dengan mengetahui pernafasan yang pendek, terganggunya proses rebah yang lurus, pada saat tidur tidak dapat bernafas dengan baik, kondisi kaki yang membesar, dan sering berkemih pada malam hari. Selain itu, gagal jantung juga dapat disebabkan oleh meningkatnya tekanan pada darah, munculnya masalah pada katup-katup jantung.

c. *Bundle Branch Block*

Bundle Branch Block merupakan suatu keadaan yang menyebabkan jantung memompa darah pada sistem sirkulasi secara tidak efisien. Gangguan ini terjadi pada saat daya “listrik” untuk denyut jantung ventrikel kiri maupun kanan mengalami perlambatan. Pada kondisi normal, impuls listrik yang ada di otot jantung akan mengeluarkan isyarat agar jantung berdetak. Penyakit *Bundle Branch Block* umumnya terjadi pada lansia yang memiliki riwayat penyakit tekanan darah tinggi atau kolesterol.

d. *Dysrhythmia*

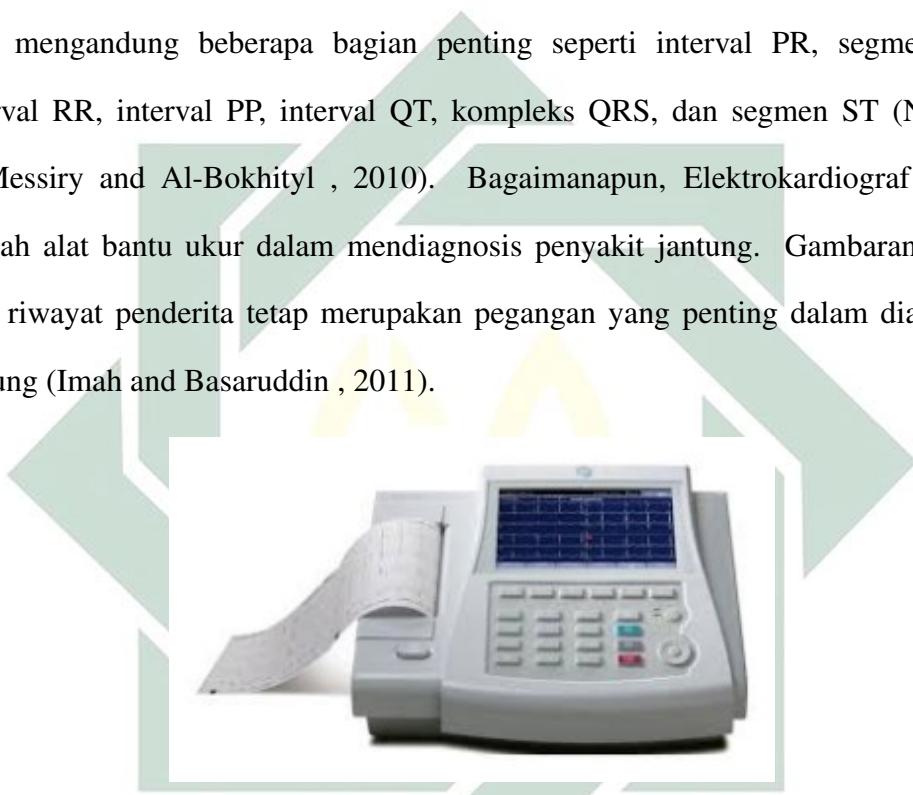
Disritmia merupakan gangguan pada jantung yang disebabkan oleh konduksi elektrikal abnormal, sehingga terjadi perubahan pada irama dan frekuensi jantung. Perubahan elektrofisiologi sel-sel miokardium menyebabkan munculnya penyakit disritmia. Perubahan tersebut bermanifestasi sebagai perubahan bentuk dari potensial aksi yaitu rekaman grafik aktivitas listrik sel. Penyakit ini dapat diidentifikasi melalui tes EKG dengan menganalisa hasil gelombang EKG.

2.2. Elektrokardiograf

Elektrokardiograf merupakan alat bantu ukur yang digunakan untuk mengukur irama dan frekuensi detak jantung dalam mendeteksi kondisi jantung (Irawan et al. , 2018). Cara mengukur detak jantung menggunakan alat ini dengan menempatkan elektrode-elektrode dari elektrokardiograf pada dada pasien. Elektrode yang akan mendeteksi naik-turunnya arus listrik pada jantung dan mengirim sinyal ke elektrokardiograf. Elektrokardiograf akan merekam perubahan-perubahan yang terjadi dalam bentuk gelombang yang biasanya dicetak

pada gulungan kertas yang bergerak (Dharma , 2010).

Setiap adanya kontraksi, otot jantung menghasilkan impuls kelistrikan dalam bentuk gelombang sinusoidal (bentuk gelombang pada gerak harmonis) yang akan ditampilkan pada layar elektrokardiograf (Nazmah , 2013). Satu siklus jantung sama dengan satu detak jantung yang digambarkan dengan one beat. One beat mengandung beberapa bagian penting seperti interval PR, segmen PR, interval RR, interval PP, interval QT, kompleks QRS, dan segmen ST (Nazmy, El-Messiry and Al-Bokhityl , 2010). Bagaimanapun, Elektrokardiograf hanya sebuah alat bantu ukur dalam mendiagnosis penyakit jantung. Gambaran klinis atau riwayat penderita tetap merupakan pegangan yang penting dalam diagnosis jantung (Imah and Basaruddin , 2011).



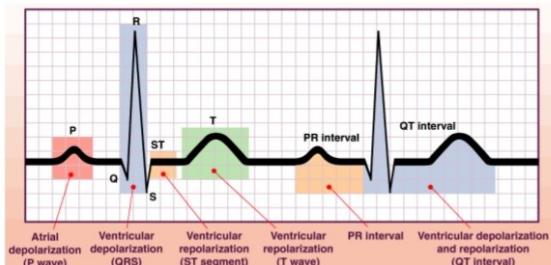
Gambar 2.4 Alat Elektrokardiograf

(Utari , 2016)

2.3. Elektrokardiogram (EKG)

EKG dapat diartikan sebagai sinyal listrik yang menggambarkan aktivitas dari jantung. Jantung membutuhkan implus listrik dalam memompa darah. Rekaman EKG berbentuk gelombang yang dapat digunakan oleh dokter ahli jantung dalam mendiagnosa kondisi jantung dari pasien. Gelombang yang memiliki peran penting dan bertanggung jawab dalam pembuatan EKG adalah

gelombang P, gelombang QRS, dan T (Sugiarto, Jusak and Puspasari , 2016).



Gambar 2.5 Gelombang EKG

(Utari , 2016)

Penamaan gelombang (garis-garis penyimpangan) tersebut berdasarkan pada penamaan yang dilakukan oleh Du bois-Reymond yang mengambil huruf ‘o’ yang berasal dari kata Origin (garis x) dalam diagram kartesius sebagai garis ekuilibrium atau garis keseimbangan pada aliran listrik, sehingga dapat dinamakan dengan penyimpangan yang dipilih sesudah huruf ‘o’ yaitu huruf ‘p’ dan seterusnya. Einthoven menggunakan garis ‘o’ atau yang dikenal dengan garis X yang digunakan sebagai garis waktu dari diagramnya. Dalam sinyal EKG mempunyai gelombang, interval, dan segmen antara lain:

1. Gelombang P

Gelombang P berasal dari depolarisasi di kedua atrium. Gelombang P pada jantung menggambarkan aktivitas depolarisasi atrium (sistol atrium). Gelombang P pada jantung normal memiliki lebar kurang dari 0,12 detik dan memiliki amplitudo tidak lebih dari 0,3 mV. Gelombang P yang normal selalu cembung ke atas (defleksi positif) pada semua sadapan dan juga cekung ke bawah (defleksi negatif) pada sadapan aVR. Fungsi dari gelombang P adalah sebagai penanda munculnya aktivitas atria, sebagai penunjuk yang mengarahkan arah aktivitas pada atria, sebagai penanda

tenjadinya 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 branch 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 amplitudo 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 geombang T yang positif atau negatif. Fungsi gelombang T adalah sebagai penanda munculnya gangguan infrak 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 ventrikal 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.

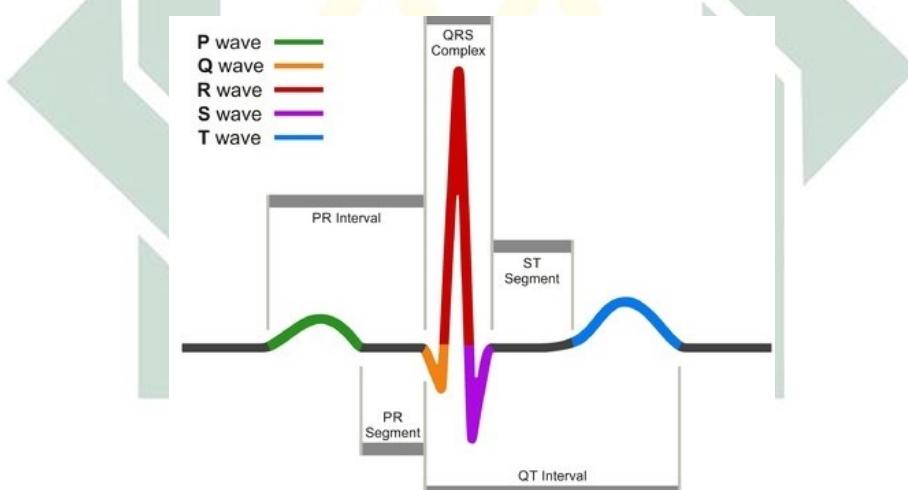
10. Segmen PR

Segmen PR merupakan segmen yang menentukan garis isoelektris.

Segmen ini dibentuk dari akhir gelombang P hingga awal kompleks QRS.

11. Kompleks QRS

Kompleks QRS merupakan gelombang yang kedua setelah gelombang P yang biasa. Kompleks QRS menggambarkan interval waktu pendepolarisasian ventrikel. Gelombang QRS berasal dari hasil depolarisasi yang terjadi pada kedua ventrikel yang telah direkam oleh alat EKG. Tidak setiap kompleks QRS mengandung gelombang Q, gelombang R dan gelombang S. Kompleks QRS memiliki lebar sebesar 0,06 hingga 0,12 detik dengan amplitudo yang bermacam-macam yang bergantung pada sadapan. Kompleks QRS memiliki nilai normal yang dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6 Gelombang EKG

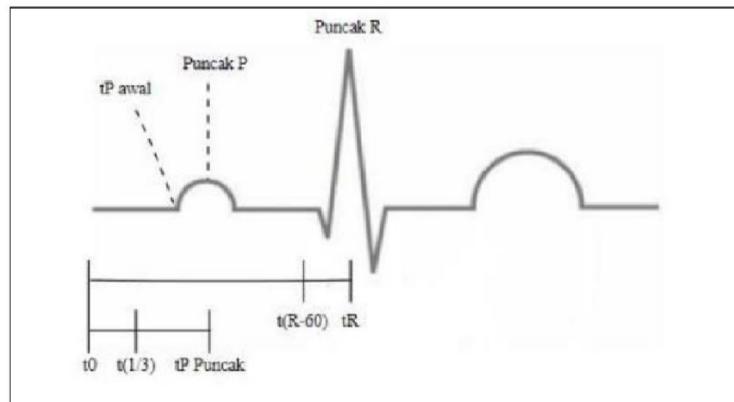
(Wibowo, Jusak and Puspasari , 2016)

2.4. Algoritma Pembacaan Waktu

Algoritma Pembacaan Waktu pada data sinyal EKG berfungsi sebagai proses ekstraksi data EKG. Adapun langkah-langkah ekstraksi data EKG menggunakan Algoritma Pembacaan Waktu sebagai berikut (Faranz et al , 2017):

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 diporeh 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.

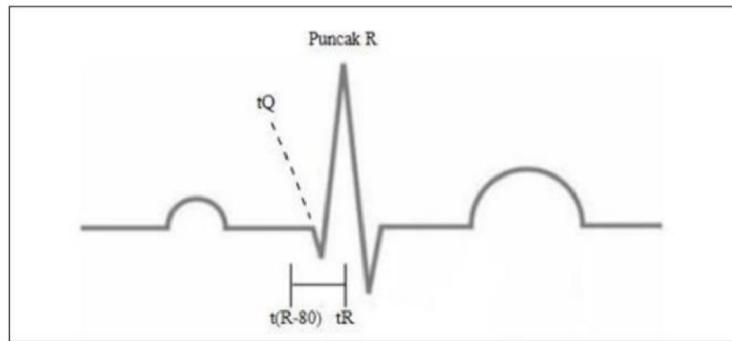


Gambar 2.7 Pembacaan P Awal

(Faranz et al , 2017)

b. Mencari tQ

Langkah awal dengan mencari nilai minimum Q yang diperoleh dari nilai minimum pada data sampel dari $t(R - 80)$ sampai puncak R. Data sampel dari $t(R - 80)$ sampai nilai minimum Q akan dibagi menjadi 2 kelompok dengan Panjang waktu yang sama, kemudian pilih kelompok yang memiliki nilai selisih terkecil antara nilai maksimum dan nilai minimumnya serta mencari nilai Q yang diperoleh dari menghitung rata-rata dari data kelompok yang telah dipilih. Langkah terakhir pada tahap ini adalah mencari nilai Q yang diperoleh dari data $t(R - 80)$ bergerak maju hingga ditemukan nilai sampel Q.

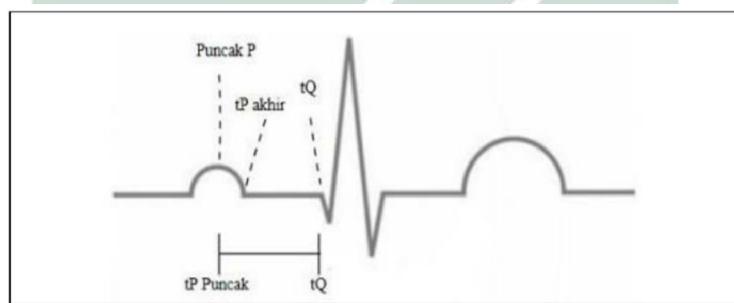


Gambar 2.8 pembacaan Gelombang Q

(Faranz et al , 2017)

c. Mencari tP akhir

Langkah awal pada tahap ini adalah mengelompokkan data dari puncak P sampai tQ menjadi 3 kelompok dengan Panjang waktu yang sama, kemudian pilih kelompok kedua dan mencari nilai P akhir yang diperoleh dari menghitung rata-rata data dari kelompok dua. Langkah terakhir pada tahap ini adalah mencari nilai tP akhir yang diperoleh dari data puncak P bergerak maju hingga ditemukan nilai sampel P akhir.



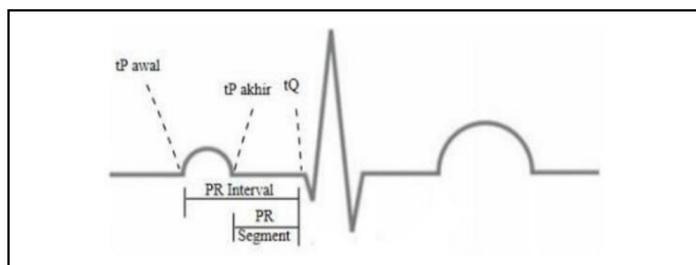
Gambar 2.9 Pembacaan P Akhir

(Faranz et al , 2017)

d. Menentukan PR interval dan PR segmen

Pada tahap ini menghitung PR interval yang diperoleh dari jarak tP

awal sampai tQ, dan menghitung PR segmen yang diperoleh dari jarak tP akhir sampai tQ.



Gambar 2.10 Pembacaan P Awal

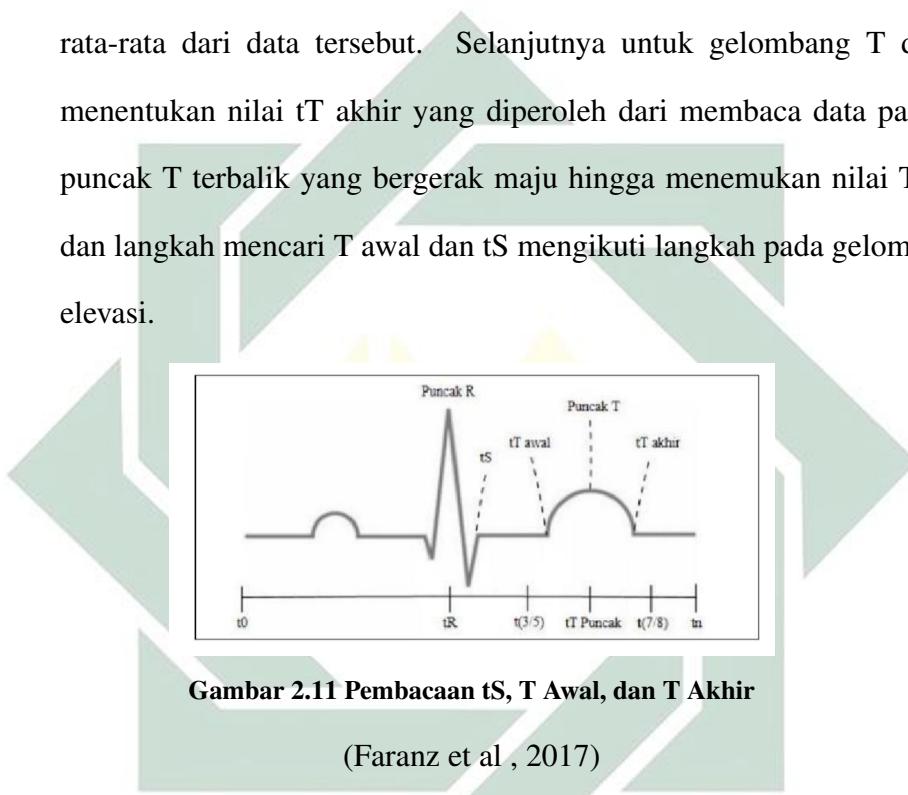
(Faranz et al , 2017)

e. Mencari T akhir, T awal dan tS

Pada tahap ini menentukan nilai minimum dan nilai maksimum dari data sampel pada titik data $t(3/5)$ hingga t_n , kemudian menghitung nilai rata-rata dari data pada titik $t(7/8)$ hingga t_n . Jika nilai (maksimum-nilai rata-rata) \leq (nilai rata-rata-minimum) maka gelombang T merupakan elevasi, dan jika nilai (maksimum-nilai rata-rata) $<$ (nilai rata-rata-minimum) maka gelombang T merupakan depresi. Langkah berikutnya untuk T elevasi, mengelompokkan data dari titik puncak T hingga t_n menjadi tiga kelompok dengan Panjang waktu yang sama. Nilai T akhir diperoleh dari menghitung nilai rata-rata dari data kelompok ketiga. tT akhir diperoleh dari membaca data dari titik puncak T yang bergerak maju hingga ditemukan nilai T akhir.

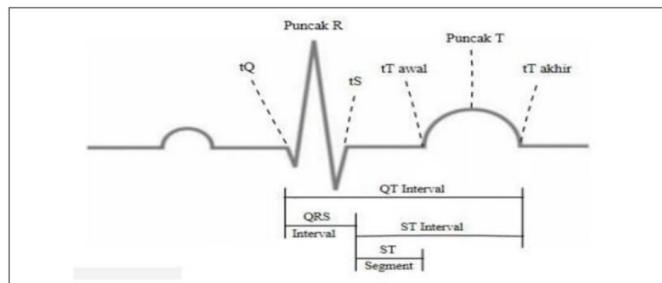
Data dari titik puncak R hingga puncak T akan dikelompokkan menjadi 4 kelompok. Data kelompok kedua dan ketiga digunakan dalam menentukan nilai T awal dengan menghitung nilai rata-rata dari data tersebut. Langkah selanjutnya, menentukan nilai tT awal yang diperoleh

dari membaca data pada titik puncak T yang bergerak mundur hingga ditemukan nilai T awal dan menentukan tS yang diperoleh dari membaca data pada tT awal yang bergerak mundur hingga menemukan pola pergerakan naik atau turun. Data dari kelompok kedua dan ketiga digunakan lagi dalam menentukan nilai T akhir dengan menghitung nilai rata-rata dari data tersebut. Selanjutnya untuk gelombang T depresi, menentukan nilai tT akhir yang diperoleh dari membaca data pada titik puncak T terbalik yang bergerak maju hingga menemukan nilai T akhir, dan langkah mencari T awal dan tS mengikuti langkah pada gelombang T elevasi.



- f. Menentukan interval QRS, durasi ST segment, durasi interval QT, durasi interval ST dan amplitudo

Pada tahap ini dihitung QRS interval yang diperoleh dari jarak tQ sampai tS, menghitung ST segmen yang diperoleh dari jarak tS sampai tT awal, menghitung QT interval yang diperoleh dari jarak tQ sampai tT akhir, menghitung ST interval yang diperoleh dari jarak tS sampai tT akhir, dan menghitung amplitudo T yang diperoleh dari hasil perhitungan (nilai T puncak – (nilai T awal + nilai T akhir)/2).



Gambar 2.12 QRS Interval, ST Segment, QT Interval, ST Interval, Amplitudo T

(Faranz et al , 2017)

2.5. Tekstur Sinyal

2.5.1. Infinite Impulse Response)(IIR)

IIR adalah suatu metode yang dapat dimanfaatkan dalam mengolah filter elektronik maupun digital, selain itu metode ini memiliki kelebihan seperti banyaknya waktu komputasi yang diperlukan dalam mengolah filter semakin berkurang. hal tersebut dikarenakan pada metode IIR hanya memerlukan koefisien dengan jumlah lebih sedikit dalam merespon frekuensi yang curam. persamaan differensial yang mendeskripsikan persamaan dari IIR sebagai berikut:

$$y[n] = \frac{1}{a_0} (b_0 x[n] + b_1 x[n-1] + \dots + b_P x[n-P] - a_1 y[n-1] - a_2 y[n-2] - \dots - a_Q y[n-Q]) \quad (2.1)$$

dimana:

P : urutan filter maju

bi : koefisien filter maju

Q : urutan filter mundur

ai : koefisien filter mundur

$x[n]$: input sinyal

$y[n]$: output sinyal

Persamaan lain pada persamaan differensial sebagai berikut:

$$\sum_{j=0}^Q a_j y[n-j] = \sum_{i=0}^P b_i x[n-i] \quad (2.2)$$

Pada masing-masing bagian sisi persamaan differensial membutuhkan penambahan fungsi Z-transform untuk memperoleh fungsi transfer dalam filter, sehingga diperoleh persamaan berikut:

$$\sum_{j=0}^Q a_j z^{-j} Y(z) = \sum_{i=0}^P b_i z^{-i} X(z)$$

Sering kali menemukan suatu permasalahan, dimana $a_0 = 1$, sehingga menyebabkan perubahan pada persamaannya menjadi:

$$H(z) = \frac{\sum_{i=0}^P b_i z^{-i}}{1 + \sum_{j=0}^Q a_j z^{-j}} \quad (2.3)$$

2.5.2. Transformasi Wavelet

Wavelet merupakan suatu teknik dalam mengolah sinyal menjadi beberapa sinyal yang mempunyai frekuensi yang berbeda-beda. Metode wavelet berfungsi dalam mengkaji data atau informasi pada masing-masing komponen frekuensi yang berlainan dan menyesuaikan resolusi dengan skalanya. *Daubechies*

merupakan salah satu keluarga wavelet yang sering digunakan dalam mengelola sinyal. jika sinyal dengan fungsi penskala dan wavelet adalah diskrit, sehingga persamaan deret wavelet atas suatu sinyal diskrit yang dikenal dengan DWT. Semua keluarga *daubechies* memiliki panjang tapis yang sama yakni $dbN=2N$ dan lebar $2N-1$.

2.5.3. *R-peaks*

R-peaks merupakan nilai maksimum pada irama beat setiap data pasien. Hasil deteksi *R-peaks* akan digunakan untuk menghitung nilai RR interval. RR interval digunakan untuk memperoleh nilai RR *mean* dan RR standar deviasi. Berikut persamaan untuk menghitung RR *mean*:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.4)$$

dimana:

μ : mean RR interval

x_i : nilai RR interval ke-i

n : banyak RR interval

Sedangkan, RR standar deviasi dapat dihitung menggunakan rumus standar deviasi yang umumnya, yaitu:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (2.5)$$

dimana:

σ : standar deviasi RR interval

x_i : nilai RR interval ke-*i*

μ : 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).

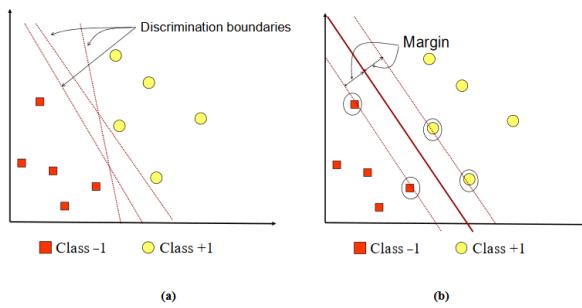
Proses klasifikasi dibagi menjadi dua tahap. Tahap pertama pada proses klasifikasi adalah *learning* dan tahap kedua pada proses klasifikasi adalah *testing*. Pada tahap awal (*learning*), sebagian dari data yang memiliki label (*training set*) akan digunakan untuk membuat model. Selanjutnya masuk ke 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).

2.6.1. Metode *Support Vector Machine* (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan suatu teknik yang digunakan dalam memprediksi baik dalam kasus klasifikasi maupun regresi. Metode SVM mempunyai prinsip dasar yaitu kasus klasifikasi pada suatu fungsi pemisah atau hyperplane dalam bentuk sebuah model linear dan akan membentuk *decision boundary* dengan memaksimumkan margin. Margin merupakan jarak antara garis pemisah *hyperplane* dengan data terdekat. Namun saat ini metode SVM telah berhasil dikembangkan dalam menyelesaikan permasalahan secara non-linear dengan cara menginputkan konsep kernel dalam ruang kerja yang memiliki dimensi tinggi. Berdasarkan data *training* yang berupa vektor input yang disertai dengan target sebagai output, SVM merupakan salah satu metode pada *supervised learning*. SVM dapat digunakan dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi baik pada *linearly separable data* dan *nonlinearly separable data*.

a. *Support Vector Machine* pada *Linearly Separable Data*

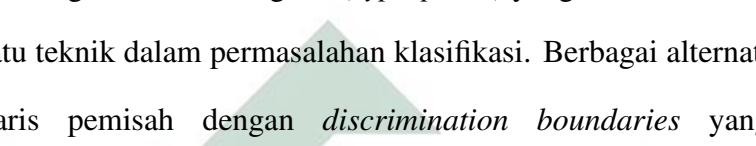
Metode SVM merupakan teknik dalam mencari *hyperplane* yang paling baik dan memiliki fungsi sebagai pemisah antara dua buah *class* pada suatu *input space*. Metode SVM menggunakan suatu fungsi *dot product* (Nugroho, Witarto and Handoko , 2003).



Gambar 2.13 Menentukan *Hyperplane* Terbaik

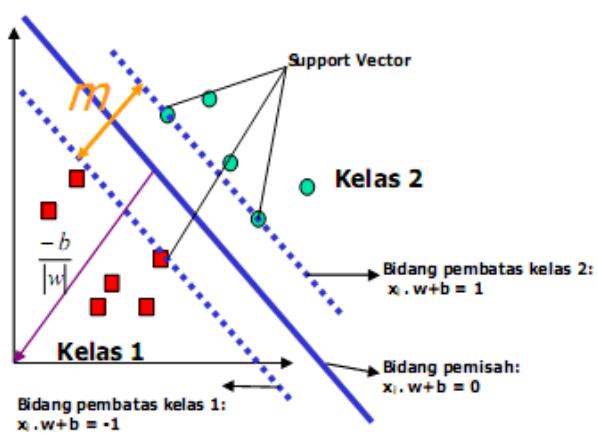
(Nugroho, Witarto and Handoko , 2003)

Pada gambar diatas menunjukkan bahwa beberapa *pattern* yang termasuk kedalam anggota dari dua buah *class* yaitu +1 dan -1. Pada *class* -1, *pattern* yang bergabung disimbolkan dengan bentuk kotak dengan warna merah, sedangkan pada *class* +1, *pattern* yang bergabung disimbolkan dengan bentuk lingkaran dengan warna kuning. Menentukan garis (*hyperplane*) yang memisahkan dua buah merupakan suatu teknik dalam permasalahan klasifikasi. Berbagai alternatif dalam menentukan garis pemisah dengan *discrimination boundaries* yang dapat ditunjukkan pada gambar diatas.



Menentukan *hyperplane* pemisah yang

ditunjukkan pada gambar diatas. Menentukan *hyperplane* pemisah yang paling baik antara dua buah *class* dengan mengukur nilai dari margin *hyperplane* dan menentukan titik optimum pada *hyperplane* tersebut. Margin merupakan jarak antara garis *hyperplane* dengan *pattern* yang paling dekat dari tiap *class*. *Pattern* yang paling dekat merupakan *support vector*. Pada gambar diatas terdapat garis solid yang terletak tepat ditengah-tengah kedua *class* yang menunjukkan *hyperplane* yang paling baik, sedangkan titik merah dan kuning yang terletak pada lingkaran hitam menunjukkan *support vector*. Inti dari proses SVM terletak pada teknik dalam menentukan letak *hyperplane*. Adapun Gambar 2.14 menentukan *hyperplane* pada *linearly separable data*.



Gambar 2.14 Menentukan *Hyperplane* pada *linearly separable data*

(Bishop , 2006)

Misal terdapat suatu N data *training* dengan setiap inputan x_i berdimensi d yang dapat dinotasikan dengan $\vec{x}_i \in \Re^d$, sedangkan label pada tiap *class* dinotasikan dengan $y_i \in \{-1, +1\}$ untuk $i = 1, 2, \dots, N$ dimana N merupakan jumlah data yang digunakan. Diasumsikan kedua *class* -1 dan $+1$ dapat dipisahkan dengan sempurna oleh *hyperplane* yang berdimensi d , yang dapat didefinisikan sebagai:

$$\vec{x} \cdot w + b = 0 \quad (2.6)$$

Dengan w merupakan bobot dari SVM yang berupa vektor kolom dan b suatu skalar. Untuk *pattern* \vec{x}_i merupakan *class* $+1$ yang dapat dirumuskan sebagai *pattern* yang memenuhi pertidaksamaan sebagai berikut:

$$\vec{x}_i \cdot w + b \geq +1 \text{ untuk } y_i = +1 \quad (2.7)$$

Sedangkan, untuk *pattern* \vec{x}_i merupakan *class* -1 yang dapat dirumuskan sebagai pattern yang memenuhi pertidaksamaan sebagai berikut:

$$\vec{x}_i \cdot w + b \leq -1 \text{ untuk } y_i = -1 \quad (2.8)$$

Selanjutnya persamaan digabungkan menjadi persamaan berikut:

$$y_i(\vec{x}_i \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad \forall i \quad (2.9)$$

Jika pada data *training* terdapat 3 garis pemisah (*hyperplane*) meliputi garis pemisah utama yang membagi tepat ditengah, garis pemisah kedua (H_1) yang melalui *support vector* (data yang berada pada garis pemisah) di kelas positif ($+1$), dan garis pemisah ketiga (H_2) yang melalui *support vector* (data yang

berada pada garis pemisah) di kelas negatif (-1). Dengan demikian untuk garis pemisah (*hyperplane*) pada ($H1$) dan ($H2$) dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$x_i \cdot w + b = +1 \text{ untuk } H1 \quad (2.10)$$

$$x_i \cdot w + b = -1 \text{ untuk } H2 \quad (2.11)$$

Untuk garis pemisah ($H1$) dan ($H2$) berada pada posisi sejajar dengan garis pemisah utama (*hyperplane*), maka kedua garis tersebut disebut dengan *supporting hyperplane*. Jarak antara garis pemisah utama (*hyperplane*) dengan garis pemisah ($H1$) dinotasikan dengan d^+ , dan jarak antara garis pemisah utama (*hyperplane*) dengan garis pemisah ($H2$) dinotasikan dengan d^- . Sehingga Jarak antara garis pemisah utama (*hyperplane*) dengan garis pemisah ($H1$) dapat dihitung menggunakan persamaan berikut (Krismanto , 2008):

$$d^+ = \|x\| = \sqrt{x'x} = \sqrt{\frac{(1-b)^2}{w'w}} = \frac{1-b}{\|w\|} \quad (2.12)$$

Sedangkan Jarak antara garis pemisah utama (*hyperplane*) dengan garis pemisah ($H2$) dapat dihitung dengan meminimalkan nilai $x'x$ dan memperhatikan persamaan berikut:

$$x_i \cdot w + b \leq -1$$

$$\min x'x + \lambda(w'x + b + 1)$$

kemudian diturunkan untuk memperoleh nilai minimal,

$$\begin{aligned} \frac{d}{dx} &= 0 = 2x + \lambda w = 0 \\ x &= -\frac{\lambda}{2}w \end{aligned}$$

Hasil penurunan disubtitusikan ke dalam Persamaan 2.11, sehingga diperoleh:

$$-\frac{\lambda}{2}w'w + b = -1$$

$$\lambda = \frac{2(b+1)}{w'w} \quad (2.13)$$

Subtitusikan nilai λ terhadap x , sehingga :

$$\begin{aligned} x &= \frac{(-b - 1)}{w'w} w \\ x'x &= \frac{((-b - 1)^2)}{(w'w)^2} w'w \\ x'x &= \frac{(-b - 1)^2}{w'w} \end{aligned} \quad (2.14)$$

Sehingga Jarak antara garis pemisah utama (*hyperplane*) dengan garis pemisah (H_2) dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut:

$$d^- = \|x\| = \sqrt{x'x} = \sqrt{\frac{(-b-1)^2}{w'w}} = \frac{-b-1}{\|w\|} \quad (2.15)$$

Nilai *margin* paling besar dapat diperoleh dengan memaksimalkan nilai jarak antara garis pemisah (H_1) dan (H_2) yang disebut dengan *supporting hyperplane* menggunakan Persamaan 2.16.

$$|d^+ - d^-| = \left| \frac{(1-b)}{|w|} - \frac{(-b-1)}{|w|} \right| = \frac{2}{\|w\|} \quad (2.16)$$

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 α , 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 :

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i = 0$$

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (2.19)$$

Hasil minimum diperoleh dari turunan parsial L_p terhadap variabel yang ada dengan dua variabelnya diubah ke masalah dual, sehingga hanya satu variabel yang tidak diketahui, yaitu α_i .

$$\begin{aligned} \text{maks } L_p &= \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \right) \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \right) \\ &\quad - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \left(x_i \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \right) + b \right) + \sum_{i=1}^N \alpha_i \\ \text{maks } L_p &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j (x_i \cdot x_j) \\ &\quad - b \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i + \sum_{i=1}^N \alpha_i \end{aligned}$$

sehingga maks L_p menjadi :

$$\text{maks } L_d = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i x_i \alpha_j y_j x_j \quad (2.20)$$

dengan syarat $\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$ dengan $\alpha_i \geq 0$ dan $i = 1, 2, \dots, N$

Bentuk optimasi diatas harus memenuhi kondisi KKT dengan memperhatikan Persamaan (2.9), nilai $a_i \geq 0$, dan memenuhi persamaan berikut:

$$a_i(y_i(wx_i + b) - 1) = 0$$

Sehingga apabila terdapat data *training* yang mempunyai nilai $a_i \geq 0$ maka $y_i(wx_i + b) = 1$ yang menunjukkan data tersebut sebagai *support vector* dan

support vector dapat mempengaruhi hasil fungsi keputusan.

Langkah terakhir pada metode SVM adalah menentukan kelas *testing* berdasarkan nilai fungsi keputusan:

$$f(x) = wx + b$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^{Ns} a_i x'_i y_i x + b$$

(2.21)

dengan,

N_s = Jumlah support vector

x_i = support vector

Selanjutnya, menghitung nilai bias atau b dengan persamaan berikut:

$$y_i(wx_i + b) = 1$$

$$y_i f(x_i) = 1$$

$$y_i \left(\sum_{i=1}^{Ns} a_i x'_i y_i x + b \right) = 1$$

$$y_i y_i \left(\sum_{i=1}^{Ns} a_i x_i^T y_i x + b \right) = y_i$$

$$\sum_{i=1}^{Ns} a_i x'_i y_i x + b = y_i$$

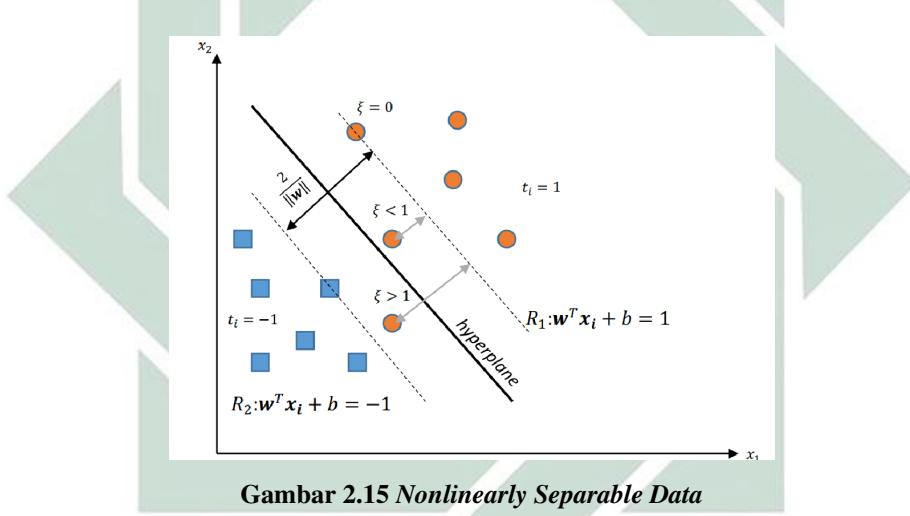
$$b = y_i - \sum_{i=1}^{Ns} a_i x'_i y_i x$$

$$b = \frac{1}{Ns} \sum_{i=1}^{Ns} a_i x'_i y_i x \quad (2.22)$$

Persamaan 2.20 hanya dapat diterapkan dalam kasus data yang dapat dipisahkan secara linear.

b. *Support Vector Machine* pada *Non Linearly Separable Data*

Apabila terdapat dua buah *class* yang tidak selalu terpisah dengan sempurna, maka dapat menimbulkan *constraint* pada Persamaan 2.6 tidak terpenuhi dan optimasi yang dilakukan juga tidak terpenuhi. Adapun gambar ilustrasi mengenai *nonlinearly separable data*, yang dimana data *training* tidak dapat berpisah secara linear.



(Bishop , 2006)

Pada Gambar 2.15 terdapat $\xi_i \geq 0$, dimana untuk nilai $\xi_i = 0$ menunjukkan bahwa data (x_i) berada pada kelas klasifikasi yang tepat, sedangkan untuk nilai $\xi_i > 1$ menunjukkan bahwa data (x_i) tidak berada pada kelas klasifikasi yang tepat, dan nilai $\xi_i < 1$ menunjukkan bahwa data (x_i) berada dalam margin pada kelas klasifikasi yang tepat. Dengan demikian garis pemisah pada Persamaan 2.8 dan 2.7

berubah menjadi berikut:

$$x_i \cdot w + b \leq -1 + \xi_i \quad \text{untuk} \quad y_i = -1 \quad (2.23)$$

$$x_i \cdot w + b \leq 1 - \xi_i \quad \text{untuk} \quad y_i = +1 \quad (2.24)$$

Berdasarkan permasalahan tersebut, SVM dimodifikasi menggunakan Teknik *soft margin* dengan menginputkan variabel *slack* $\xi_i (\xi_i > 0)$ ke dalam Persamaan 2.6 sebagai berikut:

$$y_i(x_i \cdot w + b) - 1 + \varepsilon_i \geq 0$$

sebuah parameter baru C dideskripsikan sebagai pembatas antara memaksimalkan *margin* dan memperkecil banyaknya data yang salah pada saat proses klasifikasi. Sehingga, model masalah menjadi :

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \varepsilon_i$$

dengan $y_i(x_i \cdot w + b) - 1 + \varepsilon_i \geq 0, \varepsilon_i \geq 0, \forall i$.

Sehingga permasalahan meminimumkan dengan menggunakan pengali Lagrange menjadi :

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

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

Untuk meminimumkan L_p digunakan $\frac{\partial L_p}{\partial b} = 0$, $\frac{\partial L_p}{\partial w} = 0$, dan $\frac{\partial L_p}{\partial \varepsilon_i} = 0$

Sehingga dihasilkan bentuk persamaan sebagai berikut :

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (2.25)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \quad (2.26)$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial \varepsilon_i} = C - \alpha_i - q_i = 0 \quad (2.27)$$

Akibatnya $C \sum_{i=1}^N \varepsilon_i - \sum_{i=1}^N \alpha_i \varepsilon_i - \sum_{i=1}^N q_i \varepsilon_i = 0$. Dengan menggunakan turunan parsial, masalah dualnya menjadi :

$$\begin{aligned}
\text{maks } L_p &= \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \right) \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \right) + C \sum_{i=1}^N \varepsilon_i \\
&\quad - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \left(\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i \right) \cdot x_i + b \right) \\
&\quad + \sum_{i=1}^N \alpha_i - \sum_{i=1}^N \alpha_i \varepsilon_i - \sum_{i=1}^N q_i \varepsilon_i \\
\text{maks } L_p &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j (x_i \cdot x_j) \\
&\quad - b \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i + \sum_{i=1}^N \alpha_i + C \sum_{i=1}^N \varepsilon_i - \sum_{i=1}^N \alpha_i \varepsilon_i - \sum_{i=1}^N q_i \varepsilon_i
\end{aligned}$$

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

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 λ 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 :

$$\frac{\partial L_d}{\partial w'} = w' - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x'_i = 0 \rightarrow w' = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x'_i$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial \varepsilon_i} = C - \alpha_i - q_i = 0, \forall i$$

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

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

Maka bentuk akhir dari maks L_p menjadi (Adyanti , 2018):

$$\text{maks } L_d = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j (x'_i \cdot x'_j) \quad (2.30)$$

dengan syarat $\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$ dengan $\alpha_i \geq 0$ dan $i = 1, 2, \dots, N$

Misalkan solusi dari Persamaan (2.30) adalah a_* sehingga nilai w dapat diperoleh dengan memasukan nilai a_* ke dalam Persamaan (2.26) sebagai berikut:

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i x_i' \quad (2.31)$$

Persamaan 2.31 digunakan untuk mendapatkan model persamaan *hyperplane*, sehingga didapat:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{Ns} a_i^* x_i' y_i x + b \quad (2.32)$$

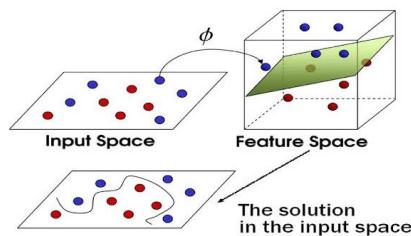
Bentuk dual pada Persamaan (2.30) harus memenuhi kondisi KKT. Dari kondisi KKT tersebut diperoleh suatu solusi dalam mengoptimalkan suatu permasalahan,

dengan demikian nilai b dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$\begin{aligned}
y_i(wx'_i + b) &= 1 \\
y_i \left(\sum_{i=1}^{Ns} a_i^* x'_i y_i x_i + b \right) &= 1 \\
y_i y_i \left(\sum_{i=1}^{Ns} a_i^* x'_i y_i x_i + b \right) &= y_i \\
\sum_{i=1}^{Ns} a_i^* x'_i y_i x_i + b &= y_i \\
b &= y_i - \sum_{i=1}^{Ns} a_i^* x'_i y_i x_i \\
b &= \frac{1}{Ns} \sum_{i=1}^{Ns} \left(y_i - \sum_j a_i^* x'_i x_j \right)
\end{aligned} \tag{2.33}$$

2.6.2. Kernel

Pada metode SVM memperkenalkan fungsi kernel dalam membantu mendapatkan solusi dari masalah data yang sulit dipisahkan secara linear dengan mengubah ruang data asli menjadi ruang data baru berdimensi yang lebih tinggi (Nanda et al , 2018). Perubahan ruang data dapat dilihat pada Gambar 2.16 berikut:



Gambar 2.16 Transformasi Data SVM Menggunakan Fungsi Kernel

(Nugroho, Witarto and Handoko , 2003)

Pada fungsi kernel pemetaan data agar tidak mengubah topologi dari suatu data yang dimana dua data yang memiliki jarak terdekat pada *input space* juga akan memiliki jarak terdekat pada *feature space*, begitu dengan sebaliknya apabila dua data yang memiliki jarak terjauh pada *input space* juga akan memiliki jarak terjauh pada *feature space*. Langkah selanjutnya, menentukan titik-titik *support vector* yang hanya bergantung pada dot product dari data yang telah ditransformasikan pada ruang baru berdimensi lebih tinggi (Nugroho, Witarto and Handoko , 2003). Prinsip dasar dari fungsi kernel terletak pada pemetaan data pada ruang berdimensi lebih tinggi dengan menggunakan fungsi pemetaan ϕ , dengan perkalian fungsinya sebagai berikut:

$$(\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)) = K(x_i, x_j) \quad (2.34)$$

Berikut pada Tabel 2.1 merupakan fungsi kernel yang dapat digunakan dalam SVM :

Tabel 2.1 Kernel SVM

No.	Fungsi Kernel	Formula	Parameter Optimasi
1	Linear	$K(x_i, x_j) = (x_i, x_j)$	C dan γ
2	Polynomial	$K(x_i, x_j) = (\gamma (x_i, x_j) + r)^d$	$C, \gamma, r,$ dan d
3	RBF	$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \ x_i, x_j\ ^2 + C)$	C dan γ

(Nanda et al , 2018)

Nilai x_i, x_j merupakan pasangan dua data dari data *training*, dan parameter C, γ, r , dan d merupakan konstanta. Nilai keakuratan terbaik dalam proses klasifikasi diperoleh dengan mengoptimalkan parameter pada fungsi kernel. Setiap bentuk $x_i.x_j$ dapat dihitung menggunakan $K(x_i, x_j)$, dengan menggunakan fungsi

pemetaan $\phi(x)$. Setelah x'_i dipetakan ke ruang dimensi yang lebih tinggi, model masalah diberikan pada persamaan berikut :

$$\text{maks } L'_p = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j (x'_i \cdot x'_j) \quad (2.35)$$

Menjadi,

$$\text{maks } L'_p = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j (\phi(x'_i) \cdot \phi(x'_j)) \quad (2.36)$$

Bias yang sebelumnya tidak dipetakan, sehingga $\phi(x_i) = [\phi(x_i)\lambda]$. Oleh karena itu, diperoleh persamaan :

$$(\phi(x'_i).\phi(x'_j)) = [\phi(x_i)\lambda] [\phi(x_i)\lambda]^{\text{transpos}} \quad (2.37)$$

$$= (\phi(x_i).\phi(x_i) + \lambda^2) \quad (2.38)$$

$$= (K(x_i, x_j) + \lambda^2) \quad (2.39)$$

Bentuk kendala menjadi

$$\text{maks } L'_p = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j (K(x_i, x_j) + \lambda^2) \quad (2.40)$$

Dengan syarat $0 \leq \alpha_i \leq C$. Permasalahan di atas juga dapat ditulis ke dalam bentuk :

$$\text{maks } L'_p D^\alpha = \sum_i \alpha_i - \left(\frac{1}{2} \alpha D \alpha^{transpos} \right) \quad (2.41)$$

Dengan komponen $D_{i,j} = y_i y_j (K(x_i, x_j) + \lambda^2)$ (Adyanti , 2018)

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

dari *Confusion matrix* $C \in N^{l \times l}$ dengan r yang menunjukkan kelas prediksi dan c menunjukkan kelas yang benar, sehingga data yang berada di dalam diagonal dari *Confusion matrix* menunjukkan hasil prediksi yang benar dan data yang berada di luar diagonal menunjukkan hasil prediksi yang salah. *Confusion matrix* digunakan dalam menyajikan hasil dari *K-Fold Cross Validation* yang dapat dilihat pada gambar berikut (Gorunescu , 2011).

		Kelass Prediksi	
Kelas Sebenarnya	y_t	-1	+1
		-1	+1
-1	-1	<i>True Negative (TN)</i>	<i>False Positive (FP)</i>
	+1	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Positive (TP)</i>

Gambar 2.17 Confusion Matrix

(Gorunescu , 2011)

Untuk menghitung satuan ukuran kinerja dari suatu model berdasarkan *confusion matrix* dengan *True Negative* (TN) merupakan jumlah data pasien yang normal terkласifikasi dengan benar ke dalam pasien yang normal, *False Negative* (FN) merupakan jumlah data pasien yang berpenyakit terkласifikasi ke dalam pasien yang normal, *True Positive* (TP) adalah jumlah data pasien yang berpenyakit terklasifikasi dengan benar ke dalam pasien yang berpenyakit, dan *False Positive* (FP) merupakan jumlah data pasien yang normal terklasifikasi ke dalam pasien yang berpenyakit. Rumus pengukur kinerja klasifikator sebagai berikut:

$$1. \text{ Akurasi} = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$

dimana, akurasi merupakan proporsi jumlah prediksi yang benar

$$2. \text{ Sensitivitas} = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

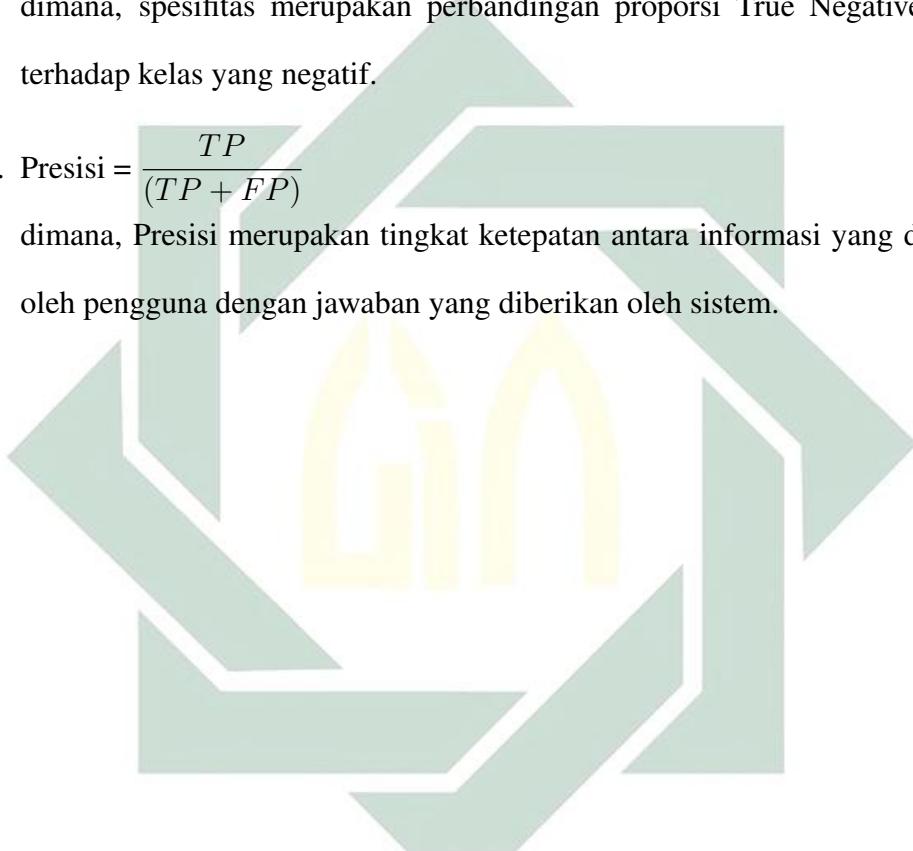
dimana, sensitivitas merupakan perbandingan proporsi True Postive (TP) terhadap kelas yang positif.

$$3. \text{ Spesifitas} = \frac{TN}{(TN + FP)}$$

dimana, spesifitas merupakan perbandingan proporsi True Negative (TN) terhadap kelas yang negatif.

$$4. \text{ Presisi} = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

dimana, Presisi merupakan tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem.



BAB III

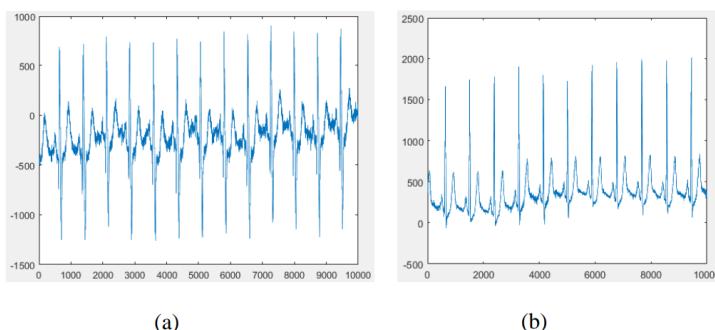
METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Jenis penelitian ini adalah penelitian kuantitatif, sesuai dengan data yang didapat bersifat kuantitatif dan dalam penelitian ini mengandung unsur perhitungan dan analisis dari hasil yang telah didapatkan. Hasil penelitian ini memiliki tujuan sebagai alternatif untuk mendiagnosa penyakit jantung dan mempercepat serta mempermudah membaca sinyal (EKG).

3.2. Pengambilan Data

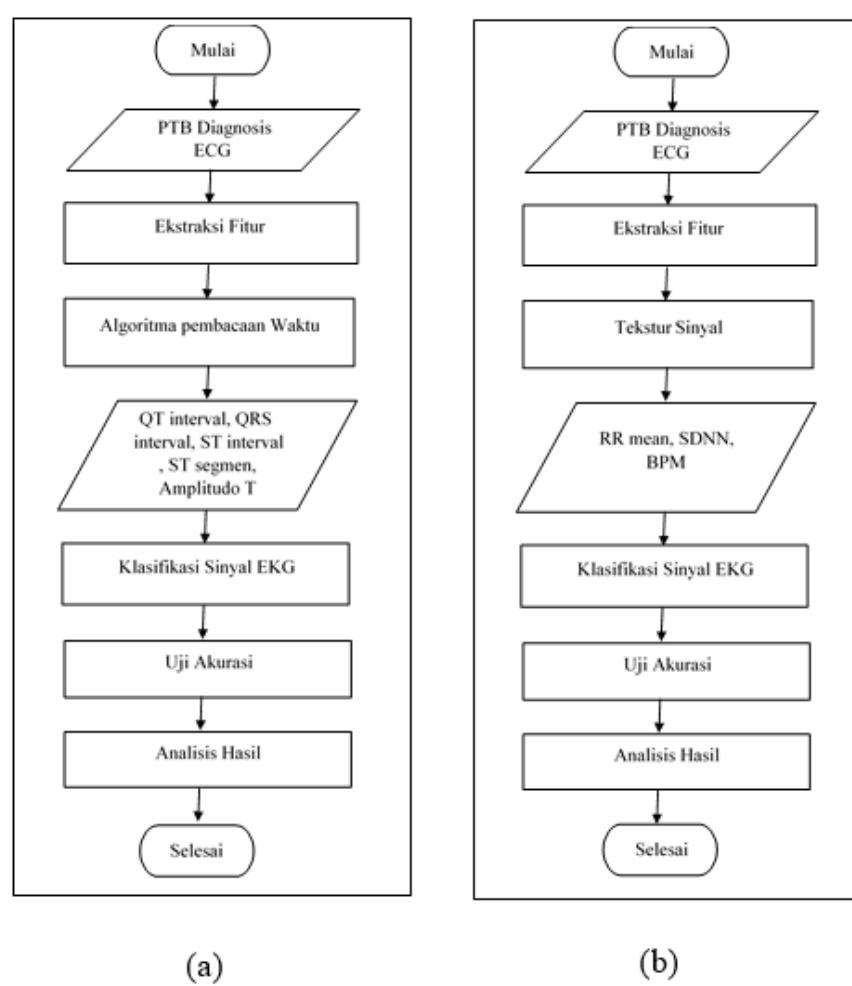
Jenis data yang digunakan pada penelitian ini adalah data numerik sinyal EKG. Data tersebut ini diambil dari *PTB diagnostic ECG database* yang dapat diakses di <http://physionet.org>. Data yang akan dipakai dalam format .mat dengan bentuk matriks ukuran 15x10000 yang berdurasi 10 detik. Data tersebut terdiri dari 100 data pasien yang terdiri dari data pasien yang mengalami gangguan *myocardial infarction*, dan *healthy controls* atau tidak ada gangguan.



Gambar 3.1 a.) myocardial infarction b.) healthy controls

3.3. Rancangan Penelitian

Alur penelitian ini dimulai dengan mengkaji dan mencari beberapa kajian literatur mengenai diagnosis penyakit jantung menggunakan beberapa metode yang digunakan dalam mengklasifikasikan jenis penyakit jantung. Selanjutnya, setelah referensi dan kajian literatur telah didapatkan maka proses selanjutnya merupakan pencarian data yang dibutuhkan dalam penelitian. Adapun alur penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 3.2. Adapun alur penelitian dapat dilihat pada gambar berikut:



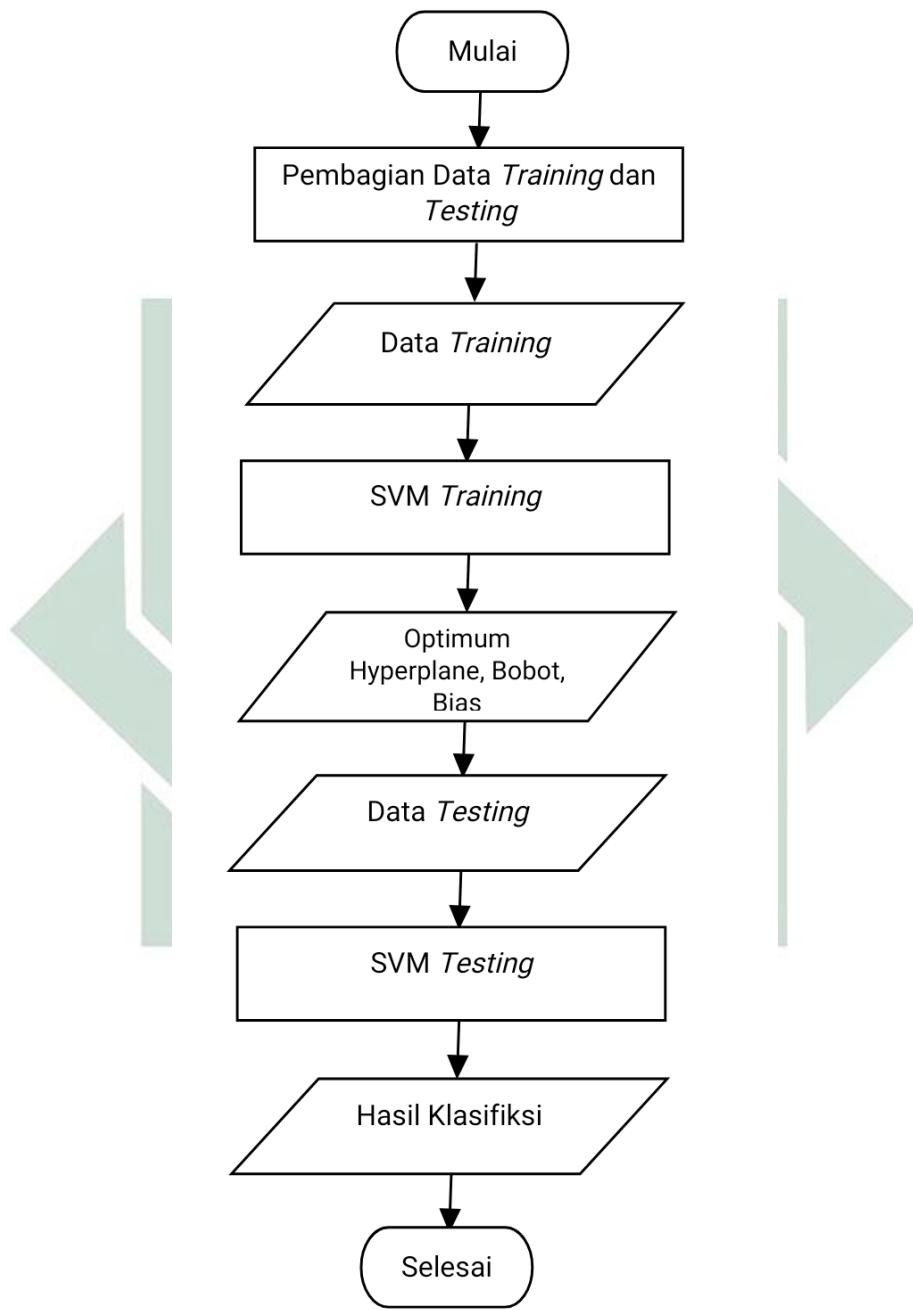
Gambar 3.2 *Flowchart* Pengolahan Data

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 infarction* 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

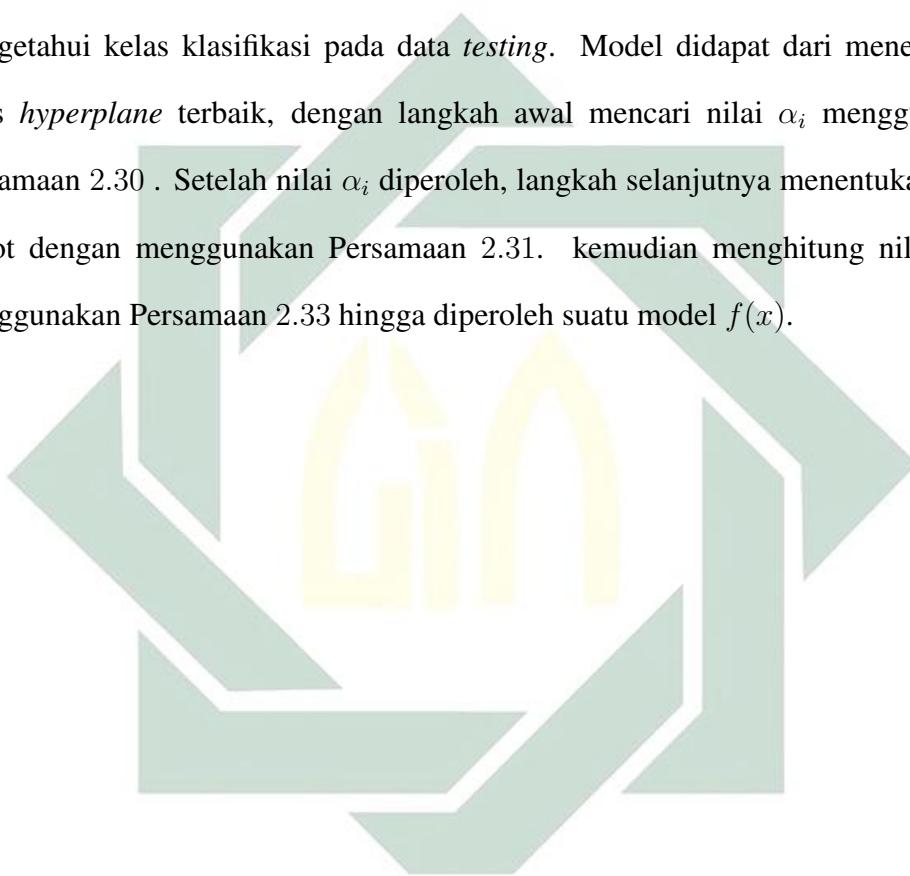
perhitungan menggunakan metode *confusion matrix*. Berikut flowchart pada tahap klasifikasi menggunakan Metode SVM:



Gambar 3.3 *Flowchart* Pengolahan Data menggunakan Metode SVM

Sedangkan pada alur diagram diatas menjelaskan tentang tahap perhitungan pada metode *Support Vector Machine*(SVM). Langkah awal pada

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 α_i menggunakan Persamaan 2.30 . Setelah nilai α_i diperoleh, langkah selanjutnya menentukan nilai bobot dengan menggunakan Persamaan 2.31. kemudian menghitung nilai bias menggunakan Persamaan 2.33 hingga diperoleh suatu model $f(x)$.



BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Ekstraksi Sinyal

Adanya ekstraksi sinyal dapat memperoleh suatu informasi dalam menentukan karakteristik dari suatu sinyal, sehingga memberikan kemudahan kepada peneliti dalam mengklasifikasikan penyakit jantung berdasarkan karakteristik dari hasil ekstraksi. Pada penelitian ini difokuskan menggunakan ekstraksi sinyal Algoritma Pembacaan Waktu dan Tekstur Sinyal.

4.1.1. Algoritma Pembacaan Waktu

Data pada penelitian ini berupa matriks berukuran 15×10000 untuk setiap pasien yang berdurasi 10 detik, dimana 15 menunjukkan banyaknya sinyal dan 10000 menunjukkan banyaknya *sample* per detik. Data tersebut akan diproses menggunakan algoritma pembacaan waktu. Langkah awal sebelum melakukan pemrosesan sinyal adalah memilih satu sinyal tiap pasien sehingga data berbentuk vektor yang berukuran 1×10000 . Data tersebut yang akan digunakan algoritma pembacaan waktu untuk memperoleh output. Adapun langkah-langkah pada algoritma pembacaan waktu sebagai berikut:

a. Pembagian Data

Data akan dibagi menjadi beberapa kelompok dengan durasi 2 detik dan 5 detik. Data yang berdurasi 2 detik berupa vektor yang berukuran 1×2000 , sedangkan yang 5 detik berupa vector berukuran 1×5000 .

b. Memilih Satu Kelompok

Data yang digunakan untuk tahap selanjutnya adalah data yang memiliki nilai selisih terkecil pada nilai maksimum dan minimumnya. Berikut hasil dari perhitungan nilai selisih pada pasien dengan nomer urut 1:

1. data yang berdurasi 2 detik

Tabel 4.1 Hasil Perhitungan Selisih

Kelompok ke-	Maksimum	Minimum	Selisih
Data Kelompok ke-1	994	-892	1886
Data Kelompok ke-2	1047	-882	1929
Data Kelompok ke-3	1111	-866	1977
Data Kelompok ke-4	1141	-910	2051
Data Kelompok ke-5	1056	-932	1988

data yang terpilih untuk digunakan ke tahap selanjutnya adalah data kelompok ke-1.

2. data yang berdurasi 5 detik.

Tabel 4.2 Hasil Perhitungan Selisih

Kelompok ke-	Maksimum	Minimum	Selisih
Data Kelompok ke-1	1111	-892	2003
Data Kelompok ke-2	1141	-932	2073

data yang terpilih untuk digunakan ke tahap selanjutnya adalah data kelompok ke-1 .

c. Menentukan tP awal

Pada tahap ini tP awal diperoleh dari membaca data pada titik puncak P bergerak mundur hingga ditemukan nilai P awal. Sebelum mencari puncak P dan P awal terlebih dahulu menentukan puncak R yang diperoleh dari nilai maksimum pada data kelompok ke-1. langkah selanjutnya mengikuti langkah yang telah dijelaskan pada Bab 2. Hasil dari perhitungan tP awal dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Perhitungan tP awal

Durasi	Puncak R	Posisi R	Puncak P	Posisi P	P awal	Posisi Pa	tP awal
2 detik	994	637	489	170	-13,058	101	101-170
5 detik	1111	4323	1047	2108	84	1787	1787-2108

d. Menentukan tQ

Pada tahap ini tQ diperoleh dari membaca data pada titik ($R = 80$) bergerak maju hingga ditemukan nilai Q . Sebelum mencari nilai Q terlebih dahulu menentukan nilai minimum Q yang diperoleh dari nilai minimum pada data kelompok ke-1. langkah selanjutnya mengikuti langkah yang telah dijelaskan pada Bab 2. Hasil dari perhitungan tQ dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Perhitungan tQ

Durasi	min Q	Pisisi min Q	$(R - 80)$	Q	Posisi Q	tQ
2 detik	-309	614	557	-187,345	1136	557-1136
5 detik	-401	4299	4243	-91,448	4930	4243-4930

e. Menentukan tP Akhir

Pada tahap ini tP akhir diperoleh dari membaca data pada titik puncak P bergerak maju hingga ditemukan nilai P akhir seperti langkah yang telah dijelaskan pada Bab 2. Hasil dari perhitungan tP akhir dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Perhitungan tP akhir

Durasi	Puncak P	Posisi P	P akhir	Posisi Pak	tP akhir
2 detik	489	170	-87,085	364	170-364
5 detik	1047	2108	-4,812	3211	2108-3211

f. Menentukan PR Interval dan PR Segmen

Berdasarkan langkah-langkah yang telah dijelaskan pada Bab 2 diperoleh:

Tabel 4.6 Hasil Perhitungan PR Interval dan Segmen

Durasi	PR Interval	PR segmen
2 detik	1035	966
5 detik	3084	2763

g. Menentukan T Awal,T Akhir, dan tS

Pada tahap ini tS diperoleh dari membaca data pada titik T awal bergerak mundur hingga ditemukan pola naik atau turun. Sebelum mencari tS terlebih dahulu menentukan T awal dan T akhir dengan mengikuti langkah yang telah dijelaskan pada Bab 2. Hasil dari perhitungan tP awal dapat dilihat pada Tabel 4.7.

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

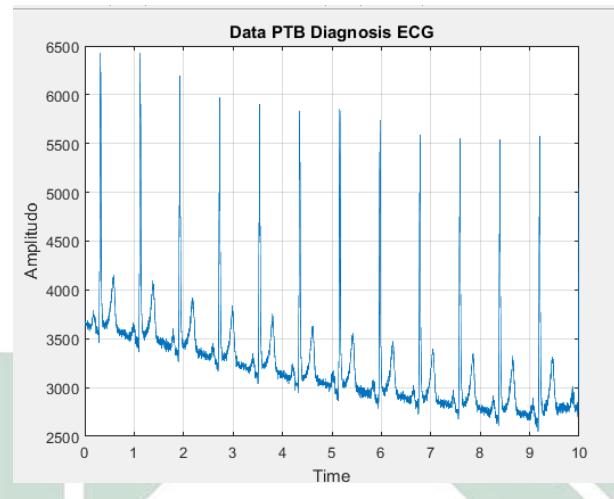
- h. Menentukan QRS Interval, QT Segmen, ST Segmen, ST Interval, dan Amplitudo T

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

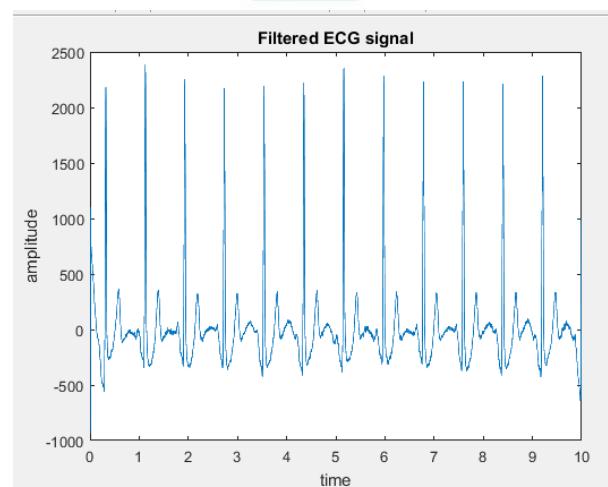
Durasi	Pasien Ke-	QRS Int	QT Int	ST Int	ST Seg	Amp. T
2 detik	1	122	1044	1539	1323	105,71
	2	569	483	1802	1980	47,686
	3	1005	565	1566	1685	212,073
	:	:	:	:	:	:
	99	1149	563	1746	1501	668,467
	100	1542	375	1892	1844	214,082
5 detik	1	4064	687	4865	4538	330,841
	2	1467	2050	2598	2885	503,947
	3	2364	1610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

4.1.2. Tekstur Sinyal



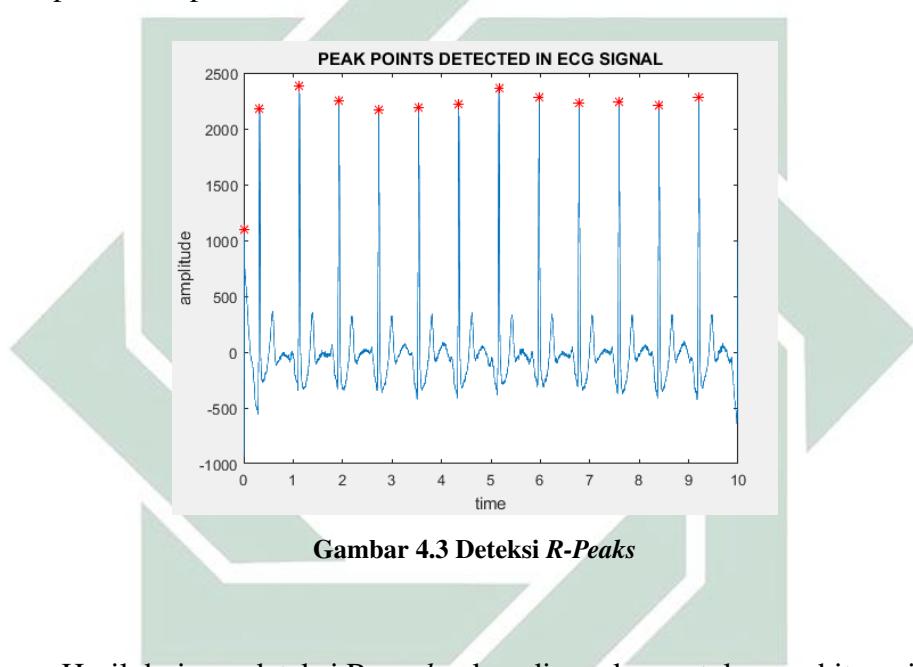
Gambar 4.1 *Flowchart* Plotting Data

Pada tahap ini, *noise* interferensi sinyal yang telah diketahui analisis spektrumnya akan direduksi menggunakan metode IIR orde 2. *Noise* tersebut berada pada sinyal takik yang mempunyai nilai frekuensi sebesar 50 Hz dan 60 Hz. langkah selanjutnya menghilangkan *noise* kebisingan atau *noise baseline wander* dengan memanfaatkan transformasi wavelet. Keluarga transformasi wavelet yang digunakan adalah jenis *Daubechies* hingga level 10.



Gambar 4.2 Filterisasi Sinyal EKG

Hasil dari pengolahan sinyal dari kedua proses tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.1 dan 4.2, dimana pada data awal yang mempunyai *noise* setelah mendapatkan pemrosesan sinyal menjadi sinyal yang mempunyai tingkat *noise* yang semakin sedikit. Setelah jumlah *noise* nya berkurang, langkah selanjutnya adalah mendeteksi R-peaks yang diperoleh dari menentukan nilai maksimum dari irama *beat* pada setiap data sinyal EKG pasien yang dapat dilihat pada Gambar 4.3.



Hasil dari mendekripsi R-peaks akan digunakan untuk menghitung interval dari nilai R-peaks kesatu ke R-peaks kedua dan seterusnya. interval RR yang akan digunakan untuk memperoleh output dari pemrosesan sinyal pada tahap ini. Berikut hasil dari pemrosesan sinyal menggunakan teknik sinyal dengan Transformasi Wavelet.

Tabel 4.9 Hasil Tekstur Sinyal

Pasien Ke-	RR Mean	SDNN	BPM
1	0,36094	0,32648	168
2	0,27174	0,2088	276
3	0,22446	0,21043	282
4	0,32286	0,4787	126
5	0,3166	0,30959	180
6	0,33359	0,3154	186
7	0,65233	0,3354	96
8	0,81555	0,40734	72
9	0,34865	0,34985	162
10	0,12632	0,28722	468
:	:	:	:
96	0,01277	0,74746	84
97	0,08961	1,0771	54
98	0,0277	0,83473	72
99	0,00802	0,65071	90
100	0,00522	0,81045	72

4.2. Support Vector Machine

Langkah awal sebelum mengklasifikasi adalah melakukan tahap *trainig* dan *testing* terhadap data sinyal EKG menggunakan *K-Fold Cross Validation*. *K-Fold Cross Validation* akan membagi data menjadi k bagian dengan ukuran yang sama. Pada penelitian ini menggunakan $k = 5$.

Tahap *trainig* merupakan tahap untuk mendapatkan model yang kemudian model tersebut akan diuji menggunakan data *testing*. Proses *trainig* dan *testing* pada penelitian ini menggunakan metode SVM dalam mengklasifikasikan penyakit jantung. Permasalahan yang diangkat pada penelitian ini adalah penyakit jantung dengan 5 parameter dari hasil ekstraksi menggunakan Algoritma Pembacaan Waktu yang meliputi QRS interval, QT interval, ST interval, ST segmen, dan amplitudo T, sedangkan hasil ekstraksi menggunakan tekstur sinyal diperoleh 3 parameter yang meliputi RR *mean*, SDNN, dan BPM. Kedua hasil ekstraksi akan diklasifikasikan ke dalam kelas yang meliputi "*Myocardial Infraction*" dan "normal".

Metode SVM dapat dilihat dengan langkah-langkah dibawah ini:

1. Menyiapkan variabel dan parameter SVM yang dibutuhkan seperti: $x = x_1, x_2, \dots, x_m$ = Data *training*
 $y = y_1, y_2 \in [0, 1]$ = Label data *training*
 kernel = Jenis kernel yang digunakan
 C = Konstanta dengan $C=1$
 a = Lagrange multiplier
 b = Bias
 2. Menghitung matriks kernel K
 3. Menentukan fungsi tujuan menggunakan program kuadratik
 4. Menyelesaikan masalah program kuadratik dan menemukan solusi a dan b . Sebelum menghitung matriks kernel, langkah awal adalah menyiapkan data yang akan digunakan tahap *training*. Sampel data yang

digunakan dalam mengklasifikasikan adalah matriks hasil ekstraksi. Pada perhitungan ini data yang digunakan adalah data hasil ekstraksi menggunakan tekstur sinyal. Berikut sampel data yang dapat dilihat pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Sampel Data Hasil Ekstraksi Sinyal EKG

RR Mean	SDNN	BPM	Label
0,36094	0,32648	168	1
0,27174	0,2088	276	1
0,0277	0,83473	72	0
0,00802	0,65071	90	0

Jenis kernel yang digunakan untuk perhitungan ini adalah kernel linier.

Langkah selanjutnya adalah menghitung matriks kernel K.

$$K = \begin{bmatrix} 0,36094 & 0,32648 & 168 \\ 0,27174 & 0,2088 & 276 \\ 0,0277 & 0,83473 & 72 \\ 0,00802 & 0,65071 & 90 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$K(x_1, x'_1) = \begin{bmatrix} 0, 36094 & 0, 32648 & 168 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0, 36094 & 0, 32648 & 168 \end{bmatrix}^{\text{transpose}}$$

$$K(x_1, x'_1) = 28224, 2369$$

$$K(x_2, x'_1) = \begin{bmatrix} 0, 27174 & 0, 2088 & 276 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0, 36094 & 0, 32648 & 168 \end{bmatrix}^{\text{transpose}}$$

$$K(x_2, x'_1) = 46368, 1663$$

$$K(x_2, x'_2) = \begin{bmatrix} 0, 27174 & 0, 2088 & 276 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0, 27174 & 0, 2088 & 276 \end{bmatrix}^{\text{transpose}}$$

$$K(x_2, x'_2) = 76176, 1174$$

$$K(x_3, x'_3) = \begin{bmatrix} 0,0277 & 0,83473 & 72 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0,0277 & 0,83473 & 72 \end{bmatrix}^{\text{transpose}}$$

$$K(x_3, x'_3) = 5184, 6975$$

$$K(x_4, x'_4) = \begin{bmatrix} 0, 00802 & 0, 65071 & 90 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0, 00802 & 0, 65071 & 90 \end{bmatrix}^T$$

$$K(x_4, x'_4) = 8100, 4235$$

Sehingga diperoleh matriks kernel berikut:

$$K(x_i, x'_j) = \begin{bmatrix} 28224 & 46368 & 12096 & 15120 \\ 46368 & 76176 & 19872 & 24840 \\ 12096 & 19872 & 5185 & 6481 \\ 15120 & 24840 & 6481 & 8100 \end{bmatrix}$$

Setelah diperoleh matriks kernel, langkah selanjutnya adalah menentukan nilai bobot w dan b yang berupa permasalahan *quadratic programming* dan diselesaikan dengan mengubah bentuknya ke persamaan Lagrange dengan bantuan *software*. Nilai bobot w yang diperoleh pada data hasil ekstraksi menggunakan tekstur sinyal sebesar 15,2324 dan nilai bias sebesar -3.9682 dengan nilai $C=1$. Setelah diperoleh nilai parameter-parameter tersebut, maka diperoleh suatu model SVM yang dapat digunakan untuk menguji data *testing* sebagai berikut:

$$f(x) = 15,2324 \left(\sum_{i=1}^{Ns} (x_i x') \right) - 3.9682$$

4.2.1. Penggunaan Kernel

Pada SVM data akan dipisahkan oleh sebuah garis pemisah (*hyperplane*) secara optimal. Fungsi kernel digunakan untuk mengolah data yang tidak dapat dipisahkan oleh garis *hyperplane* secara langsung atau dapat dikatakan bahwa data yang digunakan merupakan data linier. Fungsi kernel akan mengubah dimensi data yang rendah menjadi data berdimensi lebih tinggi, sehingga pada penelitian mengenai penyakit jantung berdasarkan hasil ekstraksi sinyal EKG menggunakan fungsi kernel.

Pada penelitian ini menggunakan 3 macam kernel yaitu linier, *polynomial*, dan rbf. Berdasarkan data hasil ekstraksi sinyal EKG pada Algoritma Pembacaan Waktu dengan durasi 2 detik maupun 5 detik yang berupa QRS interval, QT interval, ST segmen, ST interval, dan Amplitudo T, sedangkan pada Tekstur Sinyal berupa RR mean, SDNN, dan BPM. Semua data tersebut akan diproses menggunakan 3 macam kernel, hasil dari 3 macam kernel tersebut akan dilihat perbedaan hasil *confusion matrix* terhadap berbagai kernel. Hasil klasifikasi akan diukur dengan empat pengukur kinerja yang meliputi akurasi, sensitivitas, spesifitas, dan presisi.

a. Kernel Linier

Pada penelitian ini dilakukan beberapa percobaan dalam klasifikasi menggunakan kernel linier.

1. Data yang berdurasi 2 detik

Hasil dari klasifikasi SVM dapat dilihat pada Lampiran A.

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.

c. Kernel RBF

Percobaan lain juga dilakukan dengan menggunakan fungsi kernel rbf 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 dengan durasi 2 detik dapat dilihat pada Lampiran C.

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 F.

3. Data ekstraksi menggunakan Tekstur Sinyal

Percobaan dengan fungsi kernel rbf juga dilakukan pada data ekstraksi sinyal EKG menggunakan Tekstur Sinyal. Berikut hasil *testing* klasifikasi SVM dapat dilihat pada Lampiran I.

4.2.2. Hasil *Confusion Matrix*

Selanjutnya akan ditampilkan hasil *confusion matrix* yang diperoleh dengan menggunakan tiga macam fungsi kernel pada setiap jenis data yang digunakan. Berikut hasil *confusion matrix* yang dapat dilihat pada Gambar 4.4.

Jenis Data	Jenis Kernel	<i>Confusion Matrix</i>			
				Kelas Prediksi	
Alg. Pembacaan Waktu 2 detik	Linier	Kelas Sebenarnya	Normal	6	2
			MI	5	7
	<i>Polynomial</i>	Kelas Sebenarnya	Normal	0	12
			MI	0	8
	RBF	Kelas Sebenarnya	Normal	0	12
			MI	0	8
		Kelas Sebenarnya	Normal	6	2
			MI	6	6
Alg. Pembacaan Waktu 5 detik	Linier	Kelas Sebenarnya	Normal	0	12
			MI	0	8
	<i>Polynomial</i>	Kelas Sebenarnya	Normal	0	12
			MI	0	8
	RBF	Kelas Sebenarnya	Normal	0	12
			MI	0	8
		Kelas Sebenarnya	Normal	6	1
			MI	0	12
Tekstur Sinyal	Linier	Kelas Sebenarnya	Normal	7	1
			MI	0	12
		Kelas Sebenarnya	Normal	8	0
	RBF		MI	1	11

Gambar 4.4 Hasil *Confusion Matrix*

4.3. Analisis Hasil

Hasil klasifikasi SVM dengan semua fungsi kernel pada ketiga macam data akan diukur menggunakan empat pengukur kinerja klasifikator SVM. Berikut hasil pengukuran dapat dilihat pada Gambar 4.5.

Jenis Data	Jenis Kernel	Akurasi	Sensitifitas	Spesifitas	Precision
Alg. Pembacaan Waktu 2 detik	Linier	65%	75%	58,33%	77,78%
	Polynomial	60%	0%	100%	60%
	RBF	60%	0%	100%	60%
Alg. Pembacaan Waktu 5 detik	Linier	60%	75%	50%	75%
	Polynomial	60%	0%	100%	60%
	RBF	60%	0%	100%	60%
Tekstur Sinyal	Linier	94,74%	85,71%	100%	92,31%
	Polynomial	95%	87,50%	100%	92,30%
	RBF	95%	100%	91,67%	100%

Gambar 4.5 Hasil Pengukuran Kinerja Klasifikator

Pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa data Algoritma pembacaan waktu durasi 2 detik dengan kernel linier mampu mengklasifikasikan penyakit jantung dengan nilai akurasi sebesar 65% dengan nilai sensitivitas sebesar 75% yang artinya untuk data pasien *myocardical infraction* yang terkласifikasi benar kedalam pasien *myocardical infraction* sebanyak 7 pasien dan 5 pasien terkласifikasi kedalam pasien normal dan spesifitas 58,33% yang menunjukkan bahwa data pasien normal terklasifikasi dengan benar kedalam pasien yang normal sebanyak 6 pasien dan 2 pasien terklasifikasi kedalam pasien *myocardical infraction*, dengan nilai precision sebesar 77,78%. Berdasarkan hasil yang diperoleh untuk data algoritma pembacaan waktu dengan durasi 2 detik, sistem hanya dapat mengidentifikasi pasien *myocardical infraction* dengan jumlah setengah dari data.

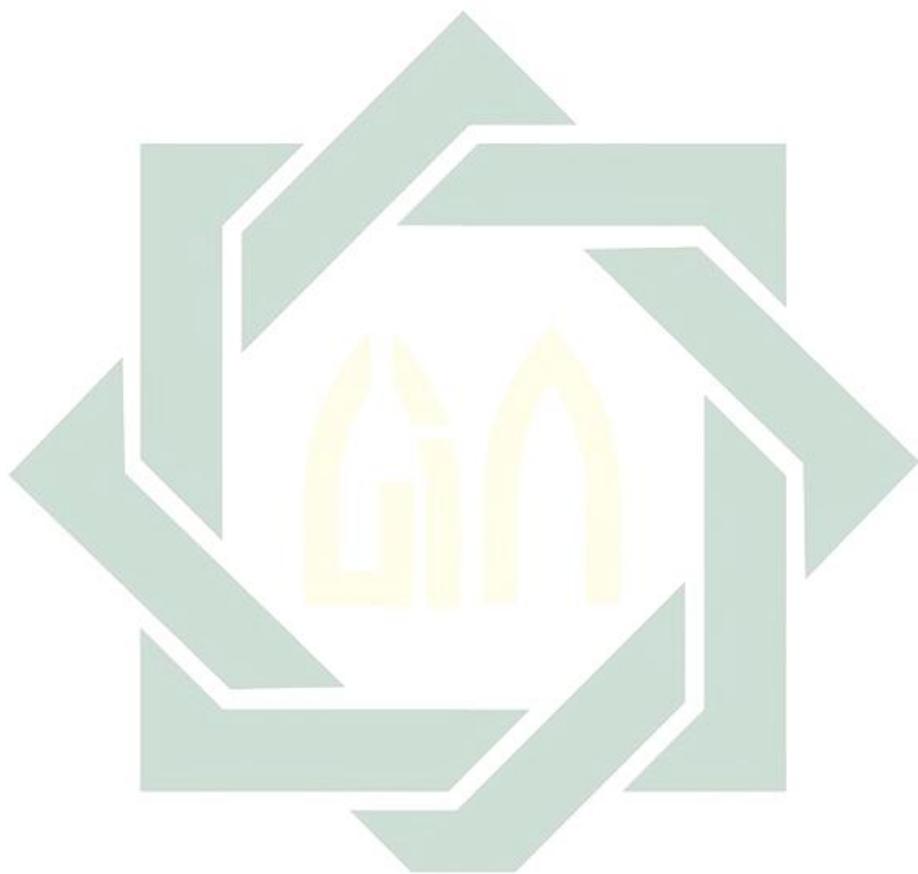
Sedangkan, pada data algoritma pembacaan waktu dengan durasi 5 detik berdasarkan hasil empat pengukur kinerja klasifikator menunjukkan bahwa fungsi kernel linier memberikan nilai yang lebih baik dari fungsi kernel lainnya dengan nilai akurasi sebesar 60%

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

nilai spesifitas 91,67% yang artinya bahwa data pasien normal yang terklasifikasi benar kedalam pasien normal sebanyak 8 pasien dan 1 pasien terklasifikasi kedalam pasien *myocardical infarction*.



BAB V

PENUTUP

5.1. Simpulan

Simpulan yang dapat diambil penulis setelah menyelesaikan pembuatan skripsi ini adalah :

1. Hasil klasifikasi penyakit jantung menggunakan metode SVM:
 - a. Pada data Algoritma Pembacaan Waktu berdurasi 2 detik berdasarkan hasil ketiga pengukur kinerja terbaik dengan menggunakan kernel linier memberikan nilai akurasi sebesar 65% dengan nilai sensitivitas sebesar 75%, nilai spensifitas sebesar 58,33%, dan nilai *precision* sebesar 77,78%.
 - b. Pada data Algoritma Pembacaan Waktu berdurasi 5 detik berdasarkan hasil ketiga pengukur kinerja terbaik dengan menggunakan kernel linier memberikan nilai akurasi sebesar 60% dengan nilai sensitivitas sebesar 75%, nilai spensifitas sebesar 50%, dan nilai *precision* sebesar 75%.
 - c. Pada data Tekstur Sinyal berdasarkan hasil ketiga pengukur kinerja terbaik dengan menggunakan kernel RBF memberikan nilai akurasi sebesar 95% dengan nilai sensitivitas sebesar 100%, nilai spensifitas sebesar 91,67%, dan nilai *precision* sebesar 100%.
 2. Berdasarkan nilai akurasi sebesar 95%, sensitivitas sebesar 100%,

spesifitas sebesar 91,67%, dan nilai *precision* sebesar 100% dengan menggunakan fungsi kernel RBF menunjukkan bahwa Tekstur Sinyal merupakan metode pemrosesan sinyal digital yang lebih baik daripada Algoritma Pembacaan Waktu dalam mengklasifikasikan penyakit jantung menggunakan metode SVM.

5.2. Saran

Setelah membahas dan mengimplementasikan aplikasi melalui penelitian ini, penulis ingin menyampaikan beberapa saran.

1. Melakukan ekstraksi sinyal EKG dengan menghilangkan berbagai noise yang ada pada sinyal dengan menggunakan metode selain yang digunakan peneliti.
2. Menggunakan ekstraksi sinyal EKG yang lain selain Tekstur sinyal menggunakan Transformasi Wavelet seperti *Fast Fourier Transform* (FFT).
3. Sebaiknya tidak menggunakan algoritma pembacaan waktu dalam mengolah maupun menganalisis data sinyal EKG, dikarenakan nilai keempat pengukur kinerja klasifikator yang dihasilkan masih rendah.

DAFTAR PUSTAKA

Adyanti, D., 2018, *Analisis Citra Dental Panoramic Radiograph (Dpr) pada Tulang Mandibula untuk Deteksi Osteoporosis Menggunakan Metode Glcm-SVM Multiclass (Gray Level Co-Occurrence Matrix-Support Vector Machine Multiclass)*.

Bishop, C., 2006, *Pattern Recognition and Machine Learning Research*, Springer, Inc., New York.

Cahya, R. A., dkk, 2018, Klasifikasi Aritmia dari Hasil Elektrokardiogram Menggunakan Support Vector Machine dengan Seleksi Fitur Menggunakan Algoritma Genetika,*Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(3): 1170-1178.

Chang, Chuo-Ling and Bernd Girod, 2007, Direction-Adaptive Discrete Wavelet Transform for Image Compression, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, pp.1289-1302.

Daso, F., Jusak, Pupasari, I., 2015, Analisis Sinyal Suara Jantung dengan Menggunakan Analisis Spektrum, *JCONES*, 92-99.

Deng, W., Ong, Y., Zheng, Q., 2016, A Fast Reduced Kernel Extreme Learning Machine, <http://doi.org/10.1016/j.neunet.2015.10.006>, 29-38.

Desmon, P., Adiwijaya, Utama, D., 2018, Deteksi Penyakit Gagal

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., Muhammadiyah, 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 Elektrotenika*, 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, *JTI IK*, 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 Aplikasiny 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., Suprapto, 2016, Klasifikasi Kondisi Detak Jantung Berdasarkan Hasil Pemeriksaan Elektrokardiografi Menggunakan Binary Decision Tree-Support Vector Machine (BDT-SVM), *Repositori Jurnal Mahasiswa PTIIK 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 Mendiagnosa 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.

Nithya, S.,and Ramakrishnan, S., 2019, Wavelet domain directional binary pattern using majority principle for texture classification,*Journal Pre-proof*.

Utari, E., 2016, Analisa Deteksi Gelombang QRS untuk Menentukan Kelainan Fungsi Kerja Jantung, *TEKNOIM*, 22(1):27-37.

Wibowo, P., Jusak, Puspasari, I.,2016, Analisis Time-Frequency pada Sinyal ECG (Elektrokardiogram) dengan Menggunakan Continous Wavelet Transform, *JCONES*, 47-45.

Widodo, B.,2017, Aplikasi Tranformasi Hilbert Untuk Deteksi Sampul (Envelope Detection) Isyarat Suara Jantung, 165-168.

Wilkins, L., 2011, ECG Interpretation Made Incredibly Easy, Pennsylvania: Wolters Kluwer/Lippincott Williams and Wilkins Health.