KLASIFIKASI KONDISI DETAK JANTUNG BERDASARKAN HASIL PEMERIKSAAN ELEKTROKARDIOGRAFI (EKG) MENGGUNAKAN BINARY DECISION TREE - SUPPORT VECTOR MACHINE (BDT-SVM)

Andhica Pratama[1], Imam Cholissodin, S.Si, M.Kom[2], Suprapto, S.T, M.T[2]

[1]Mahasiswa, [2]Dosen Pembimbing

Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya, Malang 65145, Indonesia, 2016.

Email :dikashane@gmail.com[1],imamcs@ub.ac.id[2],[2]spttif@ub.ac.id

Jantung merupakan organ vital manusial dan merupakan pertahanan hidup terakhir manusia selain otak. Saat ini telah berkembang teknologi dalam bidang kesehatan dan mesin Elektrokardiografi merupakan mesin yang dapat menentukan kondisi jantung manusia yang direpresentasikan dalam bentuk gelombang berdasarkan denyut jantung yang terekam oleh mesin ini. Untuk mengetahui arti dari detak jantung tersebut hanya dapat diketahui oleh pakar atau dokter spesialis jantung dan pemuluh darah. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan klasifikasi dari sinyal gelombang EKG tersebut dengan menggunakan metode *Binary Decision Tree - Support Vector Machine*. Klasifikasi untuk kondisi detak jantung dengan algoritma SVM ini ditambah dengan metode *Binary Decision Tree* untuk menyelesaikan permasalahan *multi class* yang ada pada penelitian ini. Kelas dari klasifikasi ini terdiri dari normal dan aritmia. Dimana aritmia terdisir dari *atrial fibrillation,* pvc *bigeminy,* dan *ventricular tachycardia*. Data didapatkan dari MIT-BIH *Arrhytmia Database* dan hasil klasifikasi yang didapatkan memiliki rata-rata akurasi sebesar 70.00% pada rasio data 90%:10% dengan nilai akurasi sebesar 75.00% menggunakan *kernel Polynomial* dengan kombinasi nilai parameter $\lambda = 0.5$, konstanta $\gamma = 0.00001$, *complexity (C)* =1 , iterasi maksimum =100, dan ε (epsilon) = 0.00001 dengan menggunakan data sebesar 140 *dataset*.

Kata Kunci : *Support Vector Machine,* Klasifikasi, *Binary Decision Tree,* Detak Jantung, Aritmia, Elektrokardiografi.

ABSTRACT

Human-heart is a vital organ and is the last surviving human defense other than the brain. Right now, development of technology in the field of health and Electrocardiography (ECG)machine is a machine that can determine the condition of the human heart that is represented in the waveform based on heart rate recorded by the machine. The meaning of the heartbeat can only be known by the expert or cardiologist. This study aims to determine the classification of the ECG waveform signal by using Binary Decision Tree - Support Vector Machine. Classifications for conditions heartbeat with SVM algorithm is supported by Binary Decision Tree to solve the problems of multi-class. Class of this study suchas normal and arrhythmias. Arrhythmias consists of atrial fibrillation, pvc bigeminy, and ventricular tachycardia. Data collected from the MIT-BIH Arrhythmias Database and the average results of classification have an accuracy of 70.00% on data ration 90%:10% with the highest accuration is 75.00% by using polynomial kernel with combined value of parameter $\lambda = 0.5$, constant $\gamma = 0.0001$,complexity =1, iterasi maximum =100 , and ε (epsilon) = 0.00001 usingdata of 140 datasets.

Keywords:*Support Vector Machine, Classification, Binary Decision Tree, Heart Rate, Arrhythmias, Electrocardiography.*

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam Perkembangan teknologi, dikembangkan suatu sistem atau teknologi yang mampu mengadopsi proses dan cara berpikir manusia yaitu teknologi *Artificial Intelligence* atau Kecerdasan Buatan. Berdasarkan data Riset Fasilitas Kesehatan (Rifaskes) tahun 2011, dilaporkan bahwa terdapat sebanyak 740 rumah sakit telah memiliki sistem informasi manajemen rumah sakit (SIMRS) [1]. Sistem tersebut hanya menampilkan data-data rumah sakit serta diagnosa awal atau penanganan yang dilakukan oleh dokter.

Jantung adalah organ vital dan merupakan pertahanan terakhir untuk hidup selain otak dan sebagai salah satu bagian dari tubuh manusia yang memiliki peran sebagai pusat beredarnya darah [2]. Pada tahun 2008, diperkirakan lebih dari 3 juta kematian akibat penyakit jantung. Kematian dini sebesar 4% di negara berpenghasilan tinggi dan 42% di negara berpenghasilan rendah. Berdasarkan diagnosis dokter, jumlah penderita penyakit jantung koroner di Indonesia pada tahun 2013 yaitu sebesar 0,5% atau diperkirakan sekitar 883.447 orang, sedangkan berdasarkan diagnosis dokter/gejala sebesar 1,5% atau diperkirakan sekitar 2.650.340 orang. Berdasarkan diagnosis/gejala, estimasi jumlah penderita penyakit jantung koroner terbanyak terdapat di daerah Provinsi Jawa Timur sebanyak 375.127 orang (1,3%) [3]. Menurut data dari WHO bahwa penyumbang kematian akibat penyakit jantung, sekitar 30,5% kematian warga dunia dan 30% sebagai penyumbang kematian di Indonesia [4]. Pemeriksaan denyut jantung adalah

langkah awal yang digunakan setiap tenaga medis. Denyut jantung atau denyut nadi adalah tanda penting dalam bidang medis yang bermanfaat untuk mengevaluasi dengan cepat kesehatan atau mengetahui kebugaran seseorang secara umum. Sehingga dengan mengetahui irama denyut jantung akan membantu tenaga medis dalam pemeriksaan.

Aritmia yang dikenal sebagai suatu kondisi di mana laju detak jantung berdetak terlalu cepat, terlalu lambat atau tidak teratur. Aritmia jantung umumnya tidak berbahaya. Namun, beberapa jenis aritmia jantung dapat menyebabkan gangguan kesehatan atau bahkan sampai mengancam nyawa [5]. Data statistik menunjukkan bahwa 5 dari 1.000 orang mengalami aritmia. Semakin tua umurnya, faktor risiko aritmia pun semakin tinggi. Untuk orang yang berumur 70 tahun, terdapat 1 dari 10 orang penderita aritmia [6]. Jika ini terjadi, maka periksakanlah ke dokter dan jalani tes EKG. Saat ini pemeriksaan EKG sudah merupakan bagian pemeriksaan rutin untuk setiap pemeriksaan kesehatan dasar untuk karyawan baru, melanjutkan sekolah, atau masuk asuransi [7]. Tidak hanya dokter, saat ini perawat pun dituntut untuk bisa membaca hasil perekaman EKG. Fakta yang ada di lapangan, bahwa persentase perawat yang bisa melakukan hal tersebut masih kecil, padahal sebagian besar layanan kesehatan, baik rumah sakit maupun klinik, sudah dilengkapi dengan fasilitas EKG[8]. Membaca EKG harus dengan sifat tenang dan konsentrasi, bahkan ahli kardiologi jika tidak tenang dalam membaca hasil EKG maka akan memberikan analisa yang salah. Banyak yang perlu dipersiapkan terlebih dahulu sebelum menganalisa hasil EKG yaitu harus menentukan iramanya dengan menghitung RR Interval serta harus menghitung nilai normal tiap gelombang, kemudian menentukan berapa aksis jantungnya dan pembesaran jantung sehingga mendapatkan hasil analisa terakhir. Selain itu kadang-kadang ditemukan adanya gambaran EKG yang tidak khas dan dapat membingungkan [9].

Pada saat ini terdapat banyak metode yang bisa digunakan untuk klasifikasi detak jantung, salah satunya adalah *Support Vector Machine* (SVM). Prinsip dasar dari metode ini adalah mencari hyperplane pemisah antara kelas positif dan kelas negatif [10]. Pada mulanya SVM hanya mampu menyelesaikan kasus *binary classification*. Salah satu kelebihan dari metode SVM adalah mampu menangani kasus dengan *input* space yang berdimensi tinggi. Namun, SVM juga memiliki kelemahan, salah satunya adalah komputasi yang lama untuk proses klasifikasi [11]. Seiring berkembangnya teknologi, muncul beberapa perkembangan metode SVM yang mampu menyelesaikan kasus multi kelas, salah satunya adalah Binary Decision Tree SVM (BDT-SVM).

Pada penelitian sebelumnya yaitu "*Detect Pedestrian Orientation by Integrating Multiclass SVM Utilizing Binary Decision Tree*" [12]. Penelitian ini untuk memprediksi kemungkinan terjadi tabrakan dengan mendeteksi arah pejalan kaki menggunakan metode yang sama yaitu *binary decision tree*-SVM menggunakan dataset INRIA yang terdiri dari 2000 gambar. Hasil akurasi untuk *Non-Ped* (Bukan pejalan kaki) sebesar 100%, depan dan kiri sebesar 99%, kanan sebesar 95%, dan belakang sekitar 90%. Selain penelitian diatas, juga melakukan kajian terhadap penelitian dengan judul "*Classification of ECG Arrhythmias using Discrete Wavelet Transform and Neural Networks*" [13]. Pada penelitian ini memiliki topik penelitian yang sama yaitu tentang klasifikasi kondisi jantung dari pemeriksaan EKG tetapi dengan metode yang berbeda yaitu menggunkan metode JST dan *Discrete Wavelet Transforms*. Menggunakan sampel data sebanyak 500 data masing-masing setiap kelas (normal, PB (paced beat), APB (atrial PB)), dan Hasil simulasi menunjukkan sistem yang diusulkan dapat digunakan untuk klasifikasi aritmia EKG dengan tingkat akurasi 96,5%.

Dari beberapa permasalahan diatas, perlunya dibuat suatu sistem yang mampu mengklasifikasikan kondisi detak jantung berdasarkan hasil pemeriksaan elektrokardiografi (EKG) menggunakan *binary decision tree-support vector machine* untuk membantu pemeriksaan pada jantung sehingga diharapkan bisa menjadi salah satu bentuk penanggulangan dengan langkah kecil dalam masalah Jantung di Indonesia serta dapat membantu para medis dari perawat hingga dokter dalam mengklasifikasikan hasil pemeriksaan EKG.

1.2 Manfaat

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi Mahasiswa

   Diharapkan penelitian ini dapat menerapkan disiplin ilmu Teknik Informatika yaitu dalam proses pembuatan aplikasi termasuk penerapan metode BDT (*Binary Decision Tree*) dan SVM (*Support Vector Machine*) dan proses pembuatan sistem.
2. Bagi Masyarakat

   Agar masyarakat dapat diperiksa atau didiagnosis dan dideteksi kesehatan secara cepat dan tepat sehingga penanganan akan lebih efisien.
3. Bagi Dokter

   Dapat membantu dokter dan petugas kesehatan lain dalam mengetaui kualitas jantung secara cepat dan bisa sebagai masukan selanjutnya dalam mendiagnosis penyakit berdasarkan hasil pemeriksaan irama detak jantung ini.

1.3 Batasan Masalah

Dari rumusan masalah di atas, perlu adanya suatu batasan masalah yaitu,

1. Interaksi antara program dan *user* menggunakan masukan nilai hasil dari pemeriksaan EKG atau irama detak jantung.
2. Parameter yang digunakan dalam pengklasifikasian detak jantung berdasarkan hasil EKG ini adalah Waktu berjalannya Perekaman EKG yang terdiri dari nilai sadapan *MLII*, dan nilai sadapan *VI* (Total 3601 setiap sadapan sehingga 7202 untuk kedua sadapan). Jumlah parameter yang digunakan terdiri dari 7202 (hasil EKG selama 20 detik), 3601 (hasil EKG selama 10 detik), dan 2161 (hasil EKG selama 6 detik).
3. Jenis *output* kualitas jantung berdasarkan pemeriksaan irama detak jantung ini hanya terbatas dari kategori

Normal, *PVC Bigeminy*, *Ventricular Tachycardia*, dan *Atrial fibrillation*.

4. Pembangunan sistem menggunakan metode BDT (*Binary Decision Tree*) dan SVM (*Support Vector Machine*) untuk implementasi klasifikasi ini.
5. *Output* berupa hasil prediksi kualitas jantung, akurasi pengujian, dan gambar hasil dari EKG.
6. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu berasal dari database MIT BIH Arrhythmia. Untuk pengambilan parameter *input* diambil dari https://www.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/records.htm#205, untuk pengambilan gambar EKG dari http://www.physionet.org/lightwave/, dan untuk pengambilan nilai dari parameter *input* dari http://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM.

Jumlah data untuk data latih yaitu 140 data.

II. LANDASAN KEPUSTAKAAN

2.1 Irama Detak Jantung

Jantung (dalam bahasa Latin yaitu *cor*) adalah rongga organ berotot yang memiliki tugas untuk memompa darah melalui pembuluh darah oleh kontraksi berirama yang terjadi secara berulang [15].

1. Normal

Denyut jantung yang normal merupakan tanda kesehatan pada tubuh yang baik secara keseluruhan. Detak jantung yang normal akan terasa lebih cepat berdetak atau lebih lambat tergantung dari aktifitas yang sedang dikerjakan.

2. Aritmia

Berdasarkan namanya, aritmia (a yaitu tidak, ritmia yaitu ritmik atau irama). Sehingga aritmia (gangguan irama jantunga) adalah kondisi di mana irama jantung tidak normal Pada kasus ini penderita bisa memiliki irama jantung yang terlalu cepat atau lambat yang tidak sesuai dengan aktifitas yang sedang dikerjakan [6]. Dibawah ini merupakan klasifikasi dari aritmia.

a. Atrial Fibrilation

Fibrilasi bilik jantung atrium (*Atrial fibrillation* (AF) merupakan suatu kondisi ritme jantung tidak normal yang paling umum dan menyerang jutaan manusia di seluruh dunia. Kondisinya meliputi aktifitas yang sangat cepat dan tidak beraturan dalam atria dan menimbulkan gejala-gejala seperti jantung berdebar, sakit kepala, kehilangan kesadaran, sesak nafas dan rasa letih. Fibrilasi bilik jantung atrium (AF) juga merupakan penyebab umum dari stroke yang rata-rata menyerang 5 % mereka dengan fibrilasi bilik jantung atrium (AF) setiap tahunnya[16].

b. PVC Bigeminy

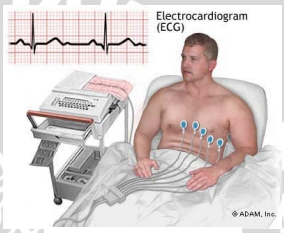
PVC*Bigeminy* adalah terjadinya PVC pada setiap detaknya. PVC (*Premature Ventricular* Contractions) atau ventrikel kontraksi prematur adalah denyut jantung yg terjadi sebelum waktunya yang berasal dari ventrikel jantung. Pada *ventricular bigeminy* keadaan PVC lebih sering dialami dan dinyatakan sedikit berbeda dari jenis PVC lainnya. Sehigga jika perubahan terbaru dalam irama detak jantung terjadi, harus dilakukan pemeriksaan jantung dan fungsi hati serta tes darah [CAR-16].

c. Ventricular Tachycardia

Takikardia adalah denyut jantung yang terjadi lebih cepat daripada denyut jantung normal. Takikardia disebabkan oleh suatu kelainan di dalam jantung sehingga menghasilkan sinyal listrik yang cepat. Dalam beberapa kasus, takikardia tidak menimbulkan komplikasi. Namun, takikardia yang parah dapat mengganggu fungsi normal jantung, meningkatkan risiko stroke, atau menyebabkan serangan jantung mendadak atau kematian [18].

2.2 Pemeriksaan EKG (Elektrokardiografi)

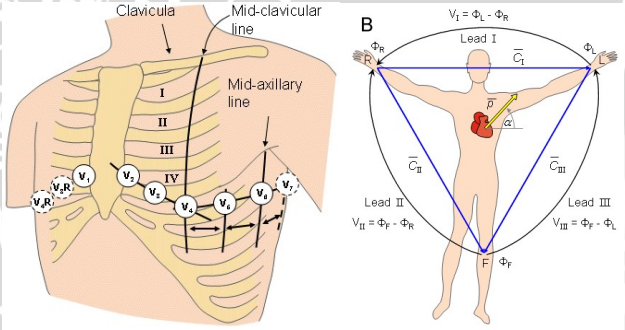
Rekaman listrik jantung yang dihasilkan EKG dapat memberi petunjuk adanya beberapa kelainan jantung seperti Gangguan irama jantung, Penyakit jantung koroner, Serangan jantung, Penebalan otot jantung dan pembesaran rongga jantung [7]. Dibawah ini pada Gambar 1 merupakan alat EKG.



Gambar 1. Alat EKG.

2.3 Sadapan EKG

Dalam pemeriksaan elektrokardiografi (EKG), untuk mendapatkan hasil pemeriksaan yang lebih akurat dibutuhkan 12 sadapan hasil rekam EKG. 12 sadapan itu antara lain *I, II, III, aVR, aVL, aVF, V1, V2, V3, V4, V5, V6*.



Gambar 2. 12 Sadapan EKG.

Pada penelitian ini digunakan sadapan dari kanal *MLII* dan *V1*. *MLII* atau *modified lead II* merupakan penempatan elektroda di lengan kanan dan tungkai kiri, dengan tungkai kiri positif. *V1* digunakan untuk memeriksa sinyal rendah, dan untuk sinyal atas elektroda juga ditempatkan di dada. *V1* merupakan sadapan pada sela iga keempat sebelah kanan dari *sternum* seperti yang terlihat pada Gambar 2 di atas [28].

2.4 Klasifikasi

Klasifikasi adalah salah satu aspek dalam data mining. Klasifikasi merupakan proses untuk menemukan model yang menggambarkan kelas data atau konsep dengan tujuan agar dapat memprediksi kelas dari objek yang label kelas tidak diketahui. Dimana dapat menemukan model yang menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep [22].

2.5 *Support Vector Machine (SVM)*

Support Vector Machine (SVM) adalah sebuah metode klasifikasi biner yang dikembangkan oleh Vapnik dan rekan-rekannya di Laboratorium Bell, yang merupakan algoritma lanjutan pada perbaikan yang dilakukan pihak lain [11]. Algoritma ini bertugas untuk memisahkan hyperplane terbaik yang terdiri dari 2 kelas yaitu positif dan negatif [10].

1. SVM Non-Linear

Pada umumnya masalah dalam domain dunia nyata (*real world problem*) jarang yang bersifat *linear separable*. Kebanyakan bersifat *non linear*. Untuk menyelesaikan *problem non linear*, SVM dimodifikasi dengan memasukkan fungsi *Kernel* [19].

2. *Sequensial Training SVM*

Metode *sequential training* SVM yang digunakan sebagai alternatif sederhana untuk menemukan hyperplane optimal. Algoritmanya yaitu sebagai berikut [20].

a. Inisialisasi α_i = 0 dan parameter lain, misalnya λ = 2, konstanta γ = 2, *C*=1, Iterasi Maksimum = 10, dan ε = 0.0001. Kemudian menghitung matriks Hessian.

$$D_{ij} = y_i y_j (K(x_i x_j) + \lambda^2) untuk_i, j = 1,...,l$$

Keterangan :

x_i = data ke-i
x_j = data ke-j
y_i = kelas data ke-i
y_j = kelas data ke-j
l = jumlah data
$K(x_i x_j)$ = fungsi kernel yang digunakan.

b. Kemudian memulai proses iterasi mulai dari data ke-i sampai ke-j, untuk setiap pola *i*=1 sampai ke *l*,

$$E_i = \sum_{j=1}^{l} \alpha_i D_{ij}$$
$$\delta\alpha_i = \min\{\max[\gamma(1 - E_i), -\alpha_i], C - \alpha_i\}$$
$$\alpha_i = \alpha_i + \delta\alpha_i$$

Keterangan :

γ = learning rate = konstanta $\gamma / max_{\{i\}} D_{ij.}$

$max_{\{i\}} D_{ij}$= Nilai maksimum dari diagonal matriks hessian.

c. Ulangi langkah ke-b hingga kondisi iterasi maksimum telah tercapai atau *max* ($|\delta\alpha_i|$) < ε.

Kemudian didapatkan nilai *support vector (sv)*, SV=(α_i>*treshold*). Nilai *threshold sv* didapatkan dari beberapa percobaan, biasanya digunakan *threshold* ≥ 0.

3. *Binary Decision Tree (BDT)*

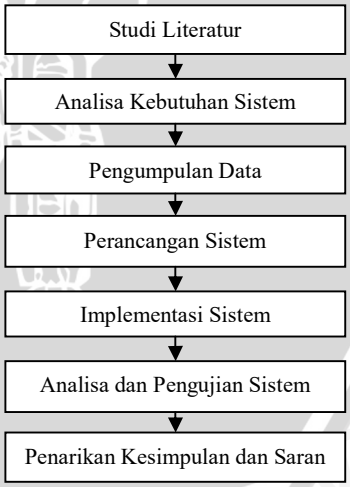
Metode ini menggunakan SVM yang dibuat kedalam struktur pohon biner. Sebuah SVM di setiap node dari pohon ini dilatih menggunakan dua kelas. Kemudian memproses kemungkinan *output* untuk mengukur kesamaan antara sampel yang tersisa dan dua kelas yang digunakan untuk pelatihan. Semua sampel di node ditugaskan untuk dua *subnodes* yang berasal dari kelas yang dipilih sebelumnya. Langkah ini berulang pada setiap simpul sampai setiap node hanya dapat sampel dari satu kelas [11]. Langkah-langkah perhitungan algoritma dengan metode BDT-SVM yaitu sebagai berikut (Heena Farooq B. & Mohd Arif W., 2014).

a. Identifikasi label dari data uji dan data latih.
b. Tentukan *center point* dari semua kelas atau label.
c. Hitung jarak dengan menggunakan *Euclidean Distance* diantara dua kelas (*i,j*).
d. Jika jarak euclidean dari pasangan kelas adalah maksimum, maka kedua kelompok kelas didapatkan dengan *i* sebagai kelompok atau kelas pertama (*subtree* kiri) dan j sebagai kelompok atau kelas kedua (*subtree* kanan).
e. Menetapkan sisa kelas untuk kelompok terdekat mereka.
f. Mendapatkan *classifier* SVM untuk setiap pasangan kelas.

Ulangi prosedur ini sampai simpul daun mencapai yang mewakili kelas itu.

III. METODOLOGI

Metodologi peelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yaitu melakukan wawancara kepada pakar, pengumpulan data, analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi sistem, pengujian sistem, dan pengambilan kesimpulan. Metodologi penelitian dapat diliat pada Gambar 3 dibawah ini.



Gambar 3. Metodologi Penelitian.

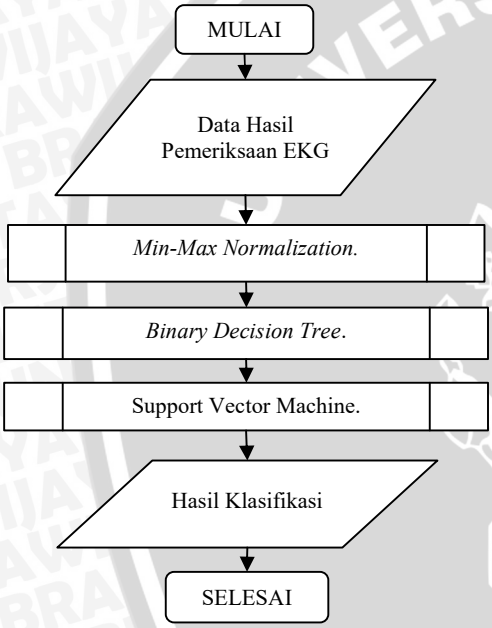
3.1. Data Penelitian

Data yang dibutuhkan untuk penelitian ini adalah data tentang data klasifikasi kondisi detak jantung dari hasil EKG (Elektrokardiografi). Data yang digunakan dalam

penelitian ini merupakan data yang didapat dari Database MIT BIH *Arrhythmia*. Untuk pengambilan parameter *input* diambil dari https://www.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/records.htm#205, untuk pengambilan gambar EKG dari http://www.physionet.org/lightwave/, dan untuk pengambilan nilai dari parameter *input* dari http://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM. Data yang didapat berupa data mengenai EKG (Elektrokardiografi). Data tersebut terdiri dari empat kelas yaitu Normal, *Ventricular Bigeminy*, *Ventricular Tachycardia*, dan *Atrial fibrillation.*

3.2. Perancangan Sistem

Sistem yang dibuat bertujuan untuk mengklasifikasikan data kondisi detak jantung dari hasil EKG (Elektrokardiografi) menjadi empat kelas yaitu Normal, *PVC Bigeminy*, *Ventricular Tachycardia*, dan *Atrial fibrillation* dengan menggunakan algortima *Binary Decision Tree* dan *Support Vector Machine*. Dibawah ini pada Gambar 4 merupakan diagram alir proses berjalannya sistem.



Gambar 4. Diagram Alir Sistem.

3.3. Proses Perhitungan Manualisasi

1. Menghitung nilai pusat data dengan mencari nilai rata-rata setiap parameter yang dipisahkan setiap kelas.
2. Menghitung Matriks Euclidean Distance dari hasil gravity center dengan persamaan dibawah ini.

$$d_{ij} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

3. Menentukan *Tree* dari hasil matriks *euclidean distance* menggunakan konsep *Binary Decision Tree*.
4. Melakukan normalisasi data latih dan data uji dengan metode *Min-Max* Normalisasi pada persamaan dibawah ini.

$$X* = \left(\frac{X - \min(X)}{range(X)}\right) = \left(\frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)}\right)$$

5. Menghitung nilai kernel, contoh kernel yang digunakan adalah *kernel polynomial degree d*. Inisialisasi nilai sigma, misal d=2 .
   $K(X_i, X_j) = (X_i, X_j)^d$
6. Inisialisasi parameter *sequential training* SVM yang telah dijelaskan pada bagian landasan kepustakaan diatas.

   1. Menghitung Matriks *Hessian*
   2. Perhitungan nilai *E.*
   3. Perhitungan nilai $\delta\alpha_i$
   4. Pembaharuan nilaiα_i
   5. Melakukan langkah 1 hingga kondisi iterasi maksimum tercapai atau max$(|\delta\alpha_i|) < \varepsilon$
7. Menghitung nilai $K(x_i, x^+)$ dan $K(x_i, x^-)$
8. Menghitung nilai w.x^+ dan w.x^-
9. Menghitung nilai bias

$$b = -\frac{1}{2}(w.x^+ + w.x^-)$$

10. Menentukan nilai f(x)

$$f(x) = \sum_{i=1}^{m} a_i y_i x_i . x + b$$

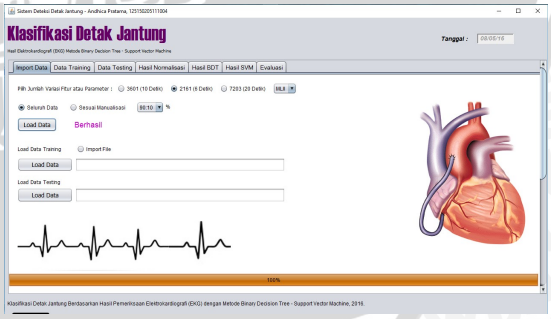
11. Fungsi klasifikasi = *sign*(f(x)), jika bernilai positif hasil klasifikasi berada pada kelas 1 sedangkan apabila bernilai negative hasil klasifikasi berada pada kelas -1.

IV. IMPLEMENTASI

Implementasi dari sistem ini terdiri dari halaman *import* data, halaman liat data *training* dan data *testing*, halaman normalisasi, halaman hasil *generate tree* untuk pembentukan kelas baru, halaman hasil SVM, dan halaman evaluasi.

4.1. Implementasi Halaman *Import* Data

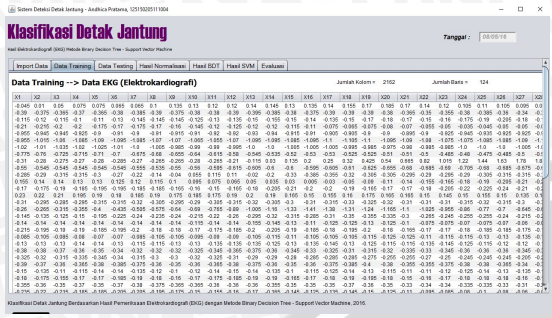
Implementasi halaman *import* data merupakan antarmuka untuk mendukung proses perhitungan SVM, yang mana *import* data untuk mengambil data dari *file csv* dan data yang diambil adalah data *training* dan data *testing*. Implementasi halaman *import* data terdapat pada Gambar 5 dibawah ini.



Gambar 5. Halaman *Import* Data.

4.2. Implementasi Halaman Liat Data *Training* dan *Testing*

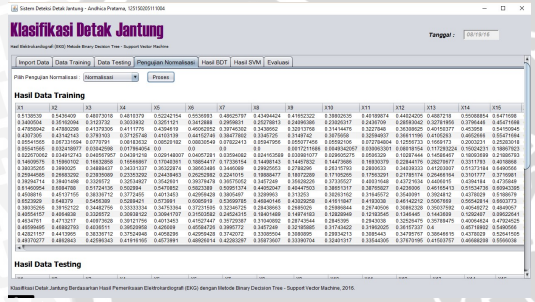
Halaman untuk menampilkan hasil data training dan data testing yang telah berhasil di import di sistem. Implementasi halaman lihat data training dan testing terdapat pada Gambar 6 dibawah ini.



Gambar 6. Halaman Liat Data.

4.3. Implementasi Halaman Normalisasi

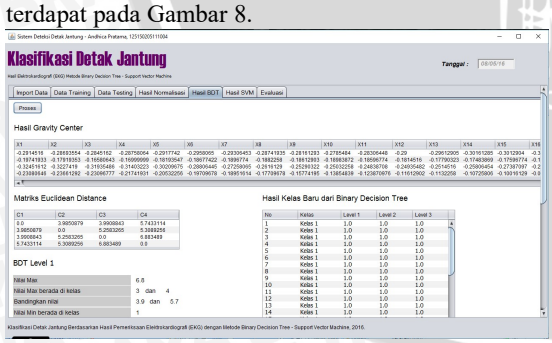
Implementasi halaman normalisasi merupakan antarmuka untuk menampilkan hasil perhitungan normalisasi dan pengujian tanpa normalisasi data *training* dan data *testing* yang. Implementasi halaman normalisasi terdapat pada Gambar 7 dibawah ini.



Gambar 7. Halaman Normalisasi.

4.4. Implementasi Halaman Hasil *Generate Tree*

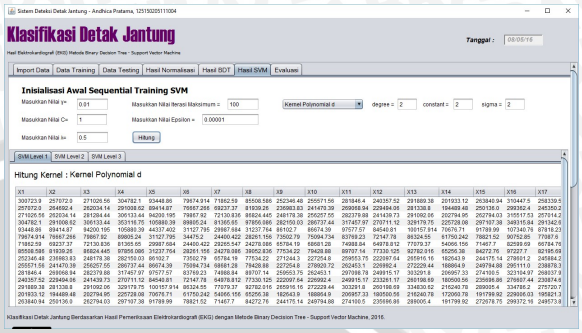
Implementasi pada halaman *binary decision tree* ini merupakan antarmuka atau *interface* untuk menampilkan hasil dari pembentukan *tree* untuk mendapatkan kelas baru. Implementasi halaman antarmuka hail dari *binary decision tree* terdapat pada Gambar 8.



Gambar 8. Halaman Hasil *Binary Decision Tree*.

4.5. Implementasi Halaman Hasil SVM

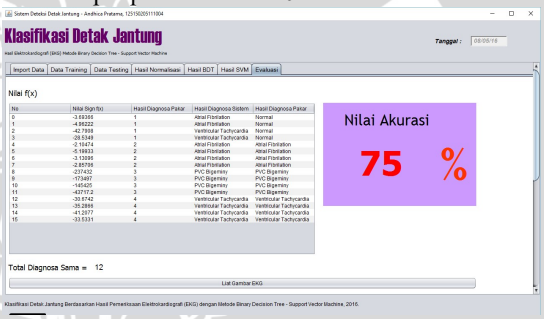
IMenampilkan hasil perhitungan dari SVM untuk level 1, level 2, dan level 3. Pada halaman ini kita akan mengisi inisialisasi awal untuk perhitungan dan menampilkan tabel hasil perhitungan seperti hasil perhitungan kernel, hasil perhitungan matriks *hessian*, nilai *support vector*, dan nilai bias. Implementasi halaman hasil SVM terdapat pada Gambar 9.



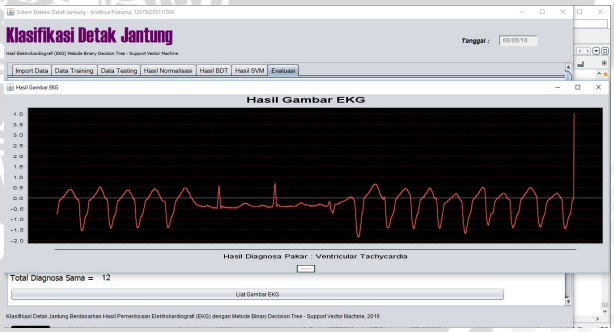
Gambar 9. Halaman Hasil SVM.

4.6. Implementasi Halaman Evaluasi

Halaman untuk menampilkan hasil perhitungan dari *f(x) testing* untuk menentukan sebuah kelas dari metode SVM dan menampilkan hasil akurasi dengan membandingkan hasil yang didapatkan oleh sistem serta hasil kelas awal yang telah ditetapkan oleh pakar. Implementasi antarmuka halaman evaluasi terdapat pada Gambar 10.



Gambar 10. Halaman Evaluasi.



Gambar 11. Halaman Lihat Gambar EKG.

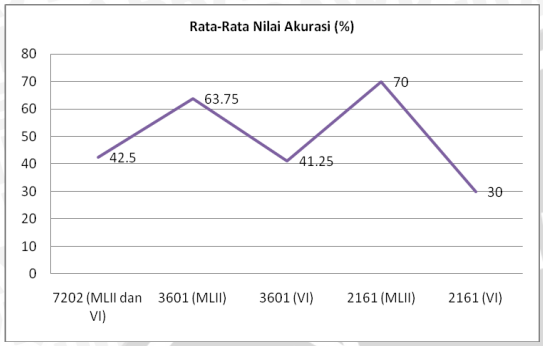
V. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Menjelaskan hasil pengujian dan pembahasan dari sistem meliputi : pengujian variasi fitur atau parameter, pengujian terhadap perbandingan data latih dan data uji, pengujian normalisasi, pengujian kernel, pengujian terhadap jumlah iterasi SVM, pengujian parameter λ (*lamda*), pengujian

terhadap parameter *C*, pengujian terhadap parameter ε (*epsilon*), dan pengujian terhadap parameter gamma (γ).

5.1. Pengujian Variasi Fitur atau Parameter

Berdasarkan hasil grafik pada Gambar 11 diketahui bahwa rata-rata tingkat akurasi terbesar yaitu 70.00% yang terdapat pada fitur 2161 atau pengambilan hasil EKG pada 6 detik. Sehingga didapatkan variasi jumlah fitur pada pengujian selanjutnya yaitu pada fitur 2161 (6 detik). Hasil akurasi pengujian variasi jumlah fitur atau parameter dijelaskan pada Gambar 12.

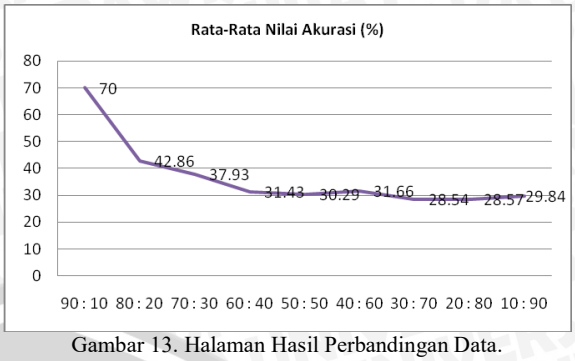


Gambar 12. Pengujian Variasi Fitur atau Parameter.

Jumlah fitur terbaik yaitu sekitar 6 detik sehingga sistem bisa mengenali pola dengan lebih baik karena pola yang dihasilkan akan memberikan gambaran yang tidak banyak bervariasi. Untuk fitur 3601 yang merupakan pemeriksaan dari kanal *VI* menghasilkan akurasi sebesar 41.25%. Hasil tersebut masih kecil dikarenakan pola yang terdapat pada hasil EKG untuk pemeriksaan kanal *VI* menghasilkan pola yang kecil karena lokasi pengambilan untuk *VI* terdapat di bagian dada manusia sehingga pola yang digambarkan tidak terlalu besar dengan kata lain alat EKG tidak mendeteksi denyut jantung dengan jelas. Begitu pula untuk hasil pada fitur 2161 untuk kanal *VI* dengan akurasi 30.00%. Untuk fitur 7202 juga mendapatkan akurasi kecil sebesar 42.50% karena merupakan gabungan dari kanal *MLII* dan *VI* yang menghasilkan pola yang berbeda. Akurasi terbaik pada 2161 untuk kanal *MLII* sebesar 70.00% karena pada kanal *MLII* memberikan pola yang terlihat dengan jelas. Kemudian pada fitur 3601 pada kanal *MLII* menghasilkan akurasi 63.75% yang menandakan untuk pengenalan pola lebih baik pada kanal *MLII*. Karena *MLII* ini diambil di lengan dan kaki dan denyut jantung sehingga denyut jantung bisa terekam dengan jelas pada kanal *MLII*.

5.2. Pengujian Terhadap Perbandingan Data Latih dan Data Uji

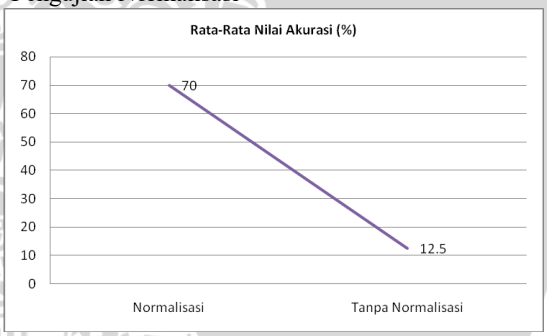
Pada pengujian perbandingan ini, rasio yang digunakan yaitu 90%:10%, 80%:20%, 70%:30%, 60%:40%, 50%:50%, 40%:60%, 30%:70%, 20%:80%, dan 10%:90%. Nilai parameter sequential training SVM yang digunakan dalam pengujian ini adalah $\lambda = 0.5$, konstanta $\gamma = 0.01$, $\varepsilon = 0.00001$, *iterasiMax = 100*, *C=1*.



Gambar 13. Halaman Hasil Perbandingan Data.

Dengan didapatkannya nilai akurasi pada perbandingan data *training* yang lebih dominan maka dapat diketahui bahwa semakin tinggi nilai perbandingan data training maka akan semakin tinggi nilai akurasinya. Sehingga pada sebuah sistem jika data *training* semakin banyak maka akan mendapatkan hasil akurasi yang tinggi karena proses *learning* atau pembelajaran pada sistem bisa lebih banyak sehingga bisa mengenali pola dengan lebih baik. Pada permasalahan ini, akurasi yang didapatkan sebesar 70.00% karena jumlah perbandingan data latih yang hanya 140 data dengan 2161 parameter masih belum bisa mengenali dengan baik pola yang ada. Pada setiap kelas pun bisa terdapat beberapa pola yang berbeda, sedangkan data setiap kelas hanya 35. Sehingga akurasi yang didapatkan pun masih kecil yaitu sebesar 70.00%.

5.3. Pengujian Normalisasi



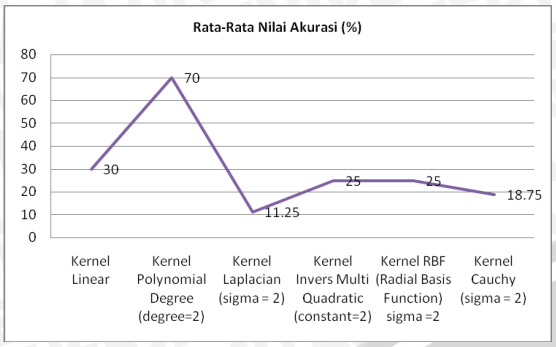
Gambar 14. Halaman Hasil Pengujian Normalisasi.

Dari hasil pengujian diatas didapatkan bahwa akurasi terbaik apabila menggunakan data yang telah dinormalisasi dibandingkan dengan data yang tidak dinormalisasi dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 70.00% dan hasil akurasi terbaik yaitu 75.00% pada percobaan ke-1 dan ke-3. Proses normalisasi ini berguna untuk menyederhanakan nilai suatu data yang membuat proses komputasi sistem menjadi lebih cepat. Kemudian proses normalisasi ini akan membuat data menjadi berkisar antara 0 hingga 1.

5.4. Pengujian Terhadap Kernel

Pengujian terhadap kernel dilakukan untuk mengetahui kernel terbaik dan pengaruh terhadap nilai akurasi. Proses pengujian dengan memasukkan 6 fungsi kernel berbeda ke dalam sistem yaitu, *kernel linear, kernel*

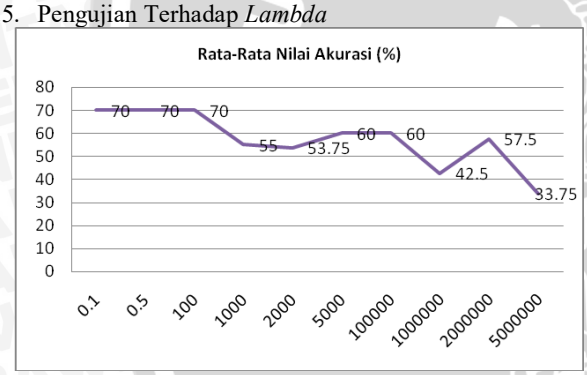
polynomial degree d, kernel invers multi quadratic, kernel laplacian, kernel rbf, dan kernel cauchy.



Gambar 15. Halaman Hasil Pengujian Kernel.

Dari hasil pengujian diatas didapatkan bahwa akurasi terbaik terdapat pada jenis *kernel polynomial degree* dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 70.00% dan hasil akurasi terbaik yaitu 75.00% pada percobaan ke-1 dan ke-3. Kernel polynomial adalah kernel yang baik dan cocok untuk permasalahan dimana semua data dinormalisasi. Selain itu kernel ini juga merupakan kernel *non-stationary* yang berarti kernel ini baik jika memiliki sebaran data dengan pola yang tidak tetap atau pola yang naik turun untuk datanya [23].

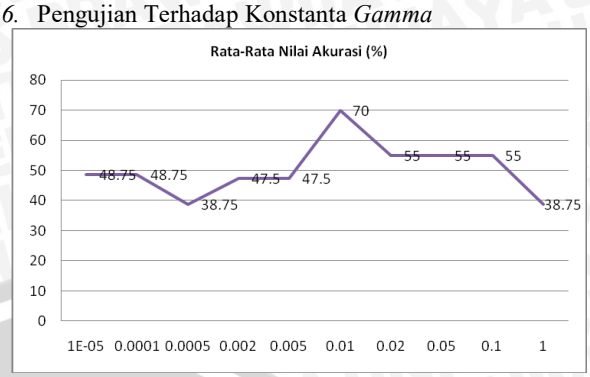
5.5. Pengujian Terhadap *Lambda*



Gambar 16. Halaman Hasil Pengujian *Lambda*.

Gambar 16 merupakan hasil dari pengujian nilai λ *(lambda)*, yang mana skenario pengujian *lambda* memiliki nilai rata-rata sebesar 70.00%. Akurasi terbesar pada nilai λ *(lambda)* yaitu 0.1, 0.5, dan 100. Semakin besar nilai nilai λ *(lambda)* maka akurasi cenderung semakin kecil, dikarenakan jika nilai λ *(lambda)* semakin besar akan membuat proses perhitungan komputer atau komputasi pada tahap perhitungan matriks *hessian* cenderung lebih lama. Saat nilai lambda kecil, maka akan membuat lebar *margin* menjadi mengecil dan titik bergerak dari dalam margin menuju ke luar margin sehingga mendapatkan perpotongan atau *hyperplane* yang baik [24]. Kecenderungan proses komputasi yang lama juga disebabkan oleh *augmented factor* pada nilai λ *(lambda)* sehingga proses perhitungan pada sistem sangat lambat untuk memaksimalkan margin antar 2 kelas dan mengurangi terjadinya *miss-clasification* dan akan terjadi ketidakstabilan pada proses *learning*.

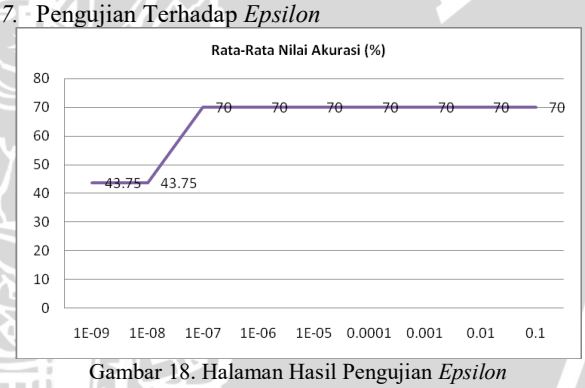
5.6. Pengujian Terhadap Konstanta *Gamma*



Gambar 17. Halaman Hasil Pengujian *Gamma*.

Pada skenario ini hasil akurasi menunjukkan akurasi paling optimal ditunjukkan konstanta γ *(gamma)* yang memiliki nilai terbesar yaitu pada 0.01 dengan akurasi sebesar 70.00%. Nilai parameter konstanta γ *(gamma)* dengan iterasi maksimum 100 dengan nilai konstanta 0.01 proses berhenti di iterasi ke 100, dengan semakin kecilnya nilai konstanta maka cenderung tidak stabil dan akan mencapai iterasi maksimum. Banyaknya iterasi juga akan berpengaruh pada perubahan nilai *alpha* yang baru, nilai *alpha* juga akan mempengaruhi nilai *support vector* yang dihasilkan oleh iterasi pada proses *sequential training.* Nilai konstanta *gamma* sebaiknya $0 < \gamma < 2$ untuk mencapai proses *learning* yang bagus.

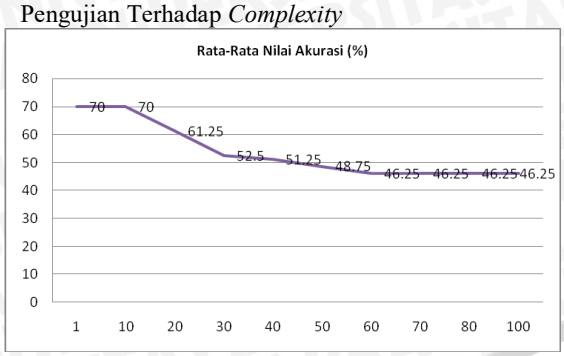
5.7. Pengujian Terhadap *Epsilon*



Gambar 18. Halaman Hasil Pengujian *Epsilon*

Nilai ε (*epsilon)* berpengaruh pada akurasi, semakin kecil nilai ε (*epsilon)* maka iterasi yang dihasilkan semakin sedikit, dan semakin besar nilai epsilon maka iterasi akan semakin banyak dan support vector yang dipilih pun akan semakin sedikit [25]. Nilai ε (*epsilon)* juga berpengaruh pada proses *learning,* jika nilai ε (*epsilon)* semakin kecil, maka proses *learning* akan lama, sehingga akan menghasilkan data yang konvergen serta nilai α (*alpha)* dan *support vector* akan semakin optimal. Iterasi berhenti pada nilai ε (*epsilon)* 0.0000001, 0.000001, 0.00001, 0.0001, 0.001, 0.01, dan 0.1 karena telah mencapai nilai konvergen $Max(|\delta\alpha_i|)<\varepsilon$, jika nilai α (*alpha*) dan *support vector* tidak optimal maka akan berpengaruh pada nilai akurasi.

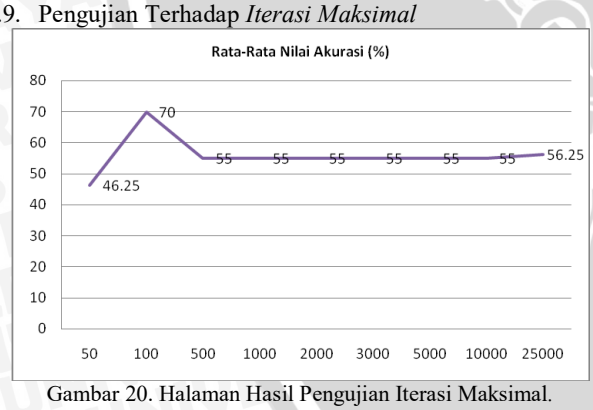
5.8. Pengujian Terhadap *Complexity*



Gambar 19. Halaman Hasil Pengujian *Complexity*.

Berdasarkan grafik pada Gambar 19 diketahui bahwa rata-rata tingkat akurasi tertinggi sebesar 70.00% dan akurasi terbaik sebesar 75.00% pada nilai *C (complexity)* 1, dan 10. Nilai parameter tertinggi kemudian akan digunakan pada pengujian selanjutnya. Pada skenario ini hasil akurasi menunjukkan hasil tertinggi pada nilai *C* yaitu 1, dan 10 sebesar 70.00%. Tujuan adanya parameter *C (complexity)* adalah untuk meminimalkan nilai *error*. Jika nilai *C (complexity)* mendekati nilai 0 maka lebar margin pada bidang pemisah (*hyperplane)* menjadi maksimum, hal tersebut disebabkan karena nilai *C (complexity)* digunakan untuk memperkecil nilai *error* pada proses *training* pada perhitungan nilai *w (weight)* dan nilai bias, semakin kecil nilai *C (complexity)* maka *error* yang terjadi pada α_i akan semakin kecil begitu pula dengan sebaliknya. Selain itu nilai *C (complexity)* > 0 relatif penting untuk memaksimumkan margin dan meminimumkan jumlah *slack* [26]. Parameter *C* yang nilainya terlalu besar juga akan membuat waktu komputasi lebih lama untuk proses *training data* sehingga menyebabkan kurangnya konvergen (algoritma dibatalkan sebelum konvergen) [27].

5.9. Pengujian Terhadap *Iterasi Maksimal*



Gambar 20. Halaman Hasil Pengujian Iterasi Maksimal.

Gambar 20 merupakan hasil dari pengujian iterasi maksimal yaitu tingkat akurasi terhadap pengaruh nilai akurasi. Pada skenario ini menunjukkan hasil akurasi rata-rata yang memiliki nilai akurasi tertinggi yaitu 70.00% dengan iterasi maksimal = 100. Nilai iterasi akan berhenti jika memenuhi syarat konvergen yaitu $Max(|\delta\alpha_i|)<\varepsilon$. Nilai *epsilon* ($\varepsilon$) = 0.00001. Semakin besar jumlah iterasi, tidak menjamin nilai akurasi yang lebih tinggi karena nilai α_i belum mencapai nilai konvergen. Pada pengujian iterasi maksimum ini nilai iterasi berhenti berpengaruh pada perubahan nilai α (*alpha*) dan nilai bias (*b*) dari proses pelatihan atau *training*.

VI. PENUTUP

6.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

1. Metode *Binary Decision Tree - Support Vector Machine (BDT-SVM)* dapat diimplementasikan untuk mengklasifikasikan detak jantung dengan baik. Hasil akurasi dipengaruhi oleh banyaknya jumlah data yang tersedia. Selain itu karena jumlah data yang tidak terlalu banyak maka jumlah variasi fitur pun berpengaruh untuk menyeimbangkan antara perbandingan jumlah data dan fitur.

2. Proses klasifikasi kondisi detak jantung menggunakan *BDT-SVM* ini menggunakan banyaknya data latih yang masih terbatas yaitu sebesar 140 untuk semua kelas sehingga terdapat 35 data untuk setiap kelas, sedangkan parameter dari penelitian ini sebanyak 7202 (selama 20 detik), 2161 (selama 6 detik), dan 3601 (selama 10 detik). Tingkat akurasi dari sistem klasifikasi kondisi detak jantung berdasarkan hasil pemeriksaan EKG (Elektrokardiografi) dengan menggunakan *Binary Decision Tree - Support Vector Machine (BDT-SVM)* dengan menggunakan rasio perbandingan data *training* dan data *testing* 90%;10% yang memiliki rata-rata sebesar 70.00%, data dinormalisasi terlebih dahulu, dan pengujian untuk parameter λ *(lambda)* = 0.5, konstanta γ *(gamma)=0.01,* ε *(epsilon)*=0.00001 , *C (complexity)*=1, variasi fitur 2161, dan iterasi maksimal =100. Sehingga diperoleh nilai akurasi terbaik yaitu 75.00% dan rata-rata terbaik sebesar 70.00%.

6.2. Saran

Saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya antara lain.

1. Untuk penelitian selanjutnya agar ditambahkan data, karena dengan bertambahnya data maka akan memberikan hasil akurasi yang optimal. Dalam penelitian ini akurasi tertinggi pada rasio 90%:10% yang menandakan jika data ditambah, maka akan membuat akurasi menjadi lebih baik karena sistem bisa mengenali pola dengan baik dan menambah pengetahuan pada sistem.

2. Untuk penelitian selanjutnya agar menambahkan kernel-kernel yang lainnya yang penulis tidak implementasikan, agar bisa mengetahui kernel yang terbaik dalam permasalahan ini.

3. Mengoptimalkan proses ekstraksi fitur dengan menggunakan algoritma *PCA*, *LDA*, *transform wavelet* atau algoritma optimasi fitur yang lain misalnya algoritma genetika, *backpropagation*, dan lain lain. Sehingga

dengan melakukan ekstraksi fitur diharapkan dapat menyeleksi dan memilih fitur-fitur yang terbaik sehingga akan membuat akurasi menjadi lebih baik.

4. Penelitian selanjutnya diharapkan bisa menambahkan pengujian *K-Fold Cross Validation* untuk menggantikan pengujian rasio perbandingan data latih dan data uji sehingga mendapatkan hasil akurasi data terbaik berdasarkan nilai k yang dimasukkan ke sistem. Karena pengujian ini akan mengambil data secara acak pada sistem sehingga diharapkan akan menemukan kombinasi data yang paling sesuai dan meningkatkan hasil akurasi. Pada pengujian *k-fold cross validation* ini maka setiap data akan pernah menjadi data latih atau data uji. Sedangkan pengujian rasio, bisa saja bahwa terdapat data yang belum pernah menjadi data latih ataupun data uji.

5. Sistem ini hanya spesifik untuk mengklasifikasikan 4 kondisi detak jantung, sedangkan masih terdapat banyak kondisi/gangguan irama detak jantung lainnya sehingga dapat ditambahkan jenis-jenis gangguan irama detak jantung yang lainnya.

6. Sebaiknya untuk pengembangan selanjutnya menggunakan konsep *BDT* yang *adaptiv*. Dimana membagi kelas menjadi 2 kelompok yaitu Normal dan Aritmia. Jika Normal maka tidak perlu menggunakan konsep *BDT*. Tetapi jika hasilnya Aritmia baru masuk ke perhitungan *BDT* untuk klasifikasi kelas aritmia. Karena untuk pola normal dan aritmia terdapat kesamaan pola.

Daftar Pustaka

[1] Departemen Kesehatan, 2014. *Menkes Harapkan Kemkominfo Dukung Pemanfaatan Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIK) di Bidang Kesehatan*. [online] Departemen Kesehatan. Tersedia di: <http://www.depkes.go.id/article/view/15010200022/menkes-harapkan-kemkominfo-dukung-pemanfaatan-teknologi-informasi-dan-komunikasi-tik-di-bidang-keseh.html> [Diakses 9 Februari 2016].

[2] Nico, 2015. *Pentingnya Menjaga Kesehatan Jantung*. [online] Ahli Kolesterol. Tersedia di: <http://ahlikolesterol.com/jantung/pentingnya-menjaga-kesehatan-jantung> [Diakses 27 Januari 2016].

[3] Kesehatan, Kementrian RI, 2013. *Info Datin - Pusat Data dan Informasi Kementrian Kesehatan RI*. Badan Litbangkes : Kementrian Kesehatan RI.

[4] Adnamazida, Rizqi, 2013. K*ardiak aritmia, Kelainan Jantung yang Mengancam Jiwa*. [online] merdeka.com. Tersedia di: <http://www.merdeka.com/sehat/kardiak-aritmia-kelainan-jantung-yang-mengancam-nyawa.html> [Diakses 9 Februari 2016].

[5] Amazine.co, 2016. Tips Sehat : Definisi & 8 Gejala Aritmia (Arrhythmia) Jantung. [online] Amazine.co. Tersedia di: < http://www.amazine.co/4859/tips-sehat-definisi-8-gejala-aritmia-arrhythmia-jantung/> [Diakses 4 Februari 2016].

[6] Sindo, 2010. *Kenali Irama Jantung Anda*. [online] Okezone.com. Tersedia di: <http://lifestyle.okezone.com/read/2010/09/02/27/369207/kenali-irama-jantung-anda> [Diakses 9 Februari 2016].

[7] JJ, 2013. *Apa itu EKG - Elektroardiografi*. [online] SeputarJantung. Tersedia di: <http://seputarjantung.com/apa-itu-ekg/> [Diakses 27 Januari 2016].

[8] Merdeka, Suara, 2015. Perawat Dituntut Bisa Membaca Hasil Rekam EKG. [oonline] Suara Merdeka.com. Tersedia di: < http://berita.suaramerdeka.com/smcetak/perawat-dituntut-bisa-membaca-hasil-rekam-ekg/> [Diakses 4 Februari 2016].

[9] FK Universitas Hasanudin, 2009. *Buku Acuan Pemeriksaan EKG*. [online] Skills Lab. Sistem Kardiovaskuler. Tersedia di < http://dokumen.tips/download/link/50207312-cara-membaca-ekgpdf> [Diakses pada 20 Maret 2016].

[10] Imaduddin, Zaki, Abidzar T., Hilmy, 2015. *Thesis Project: Aplikasi Mobile untuk Deteksi dan Klasifikasi Daun Secara Real Time*. Depok : Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri.

[11] Madzarov, Gjorgji, Gjorgjevikj, Dejan, & Chorbev, Ivan, 2008. *Thesis projects: A Multi-class SVM Classifier Utilizing Binary Decision Tree*. Macedonia : Department of Computer Science and Engineering.

[12] Santoshi, G., Pushpa, G. Gowri, 2015. *Thesis Project : Detect Pedestrian Orientation by Integrating Multiclass SVM Utilizing Binary Decision Tree*. India : ANITS Engineering College.

[13] Kiani S., Maedah, Shahbahrami, Asadollah, 2012. *Thesis Project : Classification of ECG Arrhythmias using Discrete Wavelet Transform and Neural Networks*. Iran :Department of Computer Engineering.

[14] Santoshi, G., Pushpa, G. Gowri, 2015. *Thesis Project : Detect Pedestrian Orientation by Integrating Multiclass SVM Utilizing Binary Decision Tree*. India : ANITS Engineering College.

[15] Pendidikan, Dosen, 2014. *Pengertian Jantung dan Fungsinya pada Manusia*. [online] Dosen Pendidikan.com. Tersedia di: <http://www.dosenpendidikan.com/pengertian-jantung-dan-fungsinya-pada-manusia/> [Diakses 28 Januari 2016].

[16] The Harley Street Clinic, 2012. *Gangguan Ritme Jantung*. [online] The Harley Street Clinic. Tersedia di: <http://heartandcancercentre.com/id/heart-disease/types-of-heart-disease/heart-rhythm-disorders/> [Diakses 4 Februari 2016].

[17] Dr. Tryzelaar, 2016. Bigemini. [online] cardiachealth.org. Tersedia di: < http://www.cardiachealth.org/bigemini> [Diakses 27 Juni 2016].

[18] DokterSehat.com, 2015. *Takikardia*. [online] DokterSehat.com. Tersedia di: < http://doktersehat.com/takikardia/> [Diakses 4 Februari 2016].

[19] Satriyo Nugroho, Anto, Budi Witarti, Arief, & Handoko, Dwi, 2003. Support Vector Machine-Teori Aplikasinya dalam Bioinformatika. IlmuKomputer.com.

[20] Cholissodin, Imam, Kurniati, Maya, Indriati, dan Arwani, Issa, 2014. *Classification of Campus E-Complaint Documents using Directed Acyclic Graph Multi-Class SVM Based on Analytic Hierarchy Process*. Malang : Universitas Brawijaya.

[21] C.Cortes dan V. Vapnik, 1995, Machine Learning, *Support Vector Networks*, Vol. 20, Hal 273-297.

[22] Point, Tutorials (I), pvt.LTD, 2014. *Data Mining Data Pattern Evaluation*. [e-book] pvt. LTD : Tutorials Point. Tersedia di Tutorials Point <http://www.tutorialspoint.com/data_mining/data_mining_tutorial.pdf> [Diakses 3 Februari 2016].

[23] Souza, Caesar R. 2010. *Kernel Function for Machine Learning Application*. [online] crsouza.com. Tersedia di <http://crsouza.com/2010/03/kernel-functions-for-machine-learning-applications/#inverse_multiquadric> [Diakses 27 Juni 2016].

[24] Karatzoglou, Alexandros, Meyer David, dkk, 2006. *Support Vector Machines in R*. Jerman : Technische Universit¨at Wien, Wirtschaftsuniversit¨at Wien.

[25] Sewell, Martin. *SVM Parameters*. [online] svms.org. Tersedia di : < http://www.svms.org/parameters/> [Diakses 10 Agustus 2016].

[26] C.Cortes dan V. Vapnik, 1995, Machine Learning, *Support Vector Networks,* Vol. 20, Hal 273-297.

[27] Bucher, Gaspard, 2011. *SVM Varying C and Sigma*. [online] feature-space.com. Tersedia di : <http://feature-space.com/2011/11/26/svm-varying-c-and-sigma/> [Diakses 10 Agustus 2016].

[28] Moody, G.B., 2010. *MIT-BIH Arrhythmia Database Directory*. [online] Tersedia di : <https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm> [Diakses 8 Agustus 2016].