METODE *DISCRETE WAVELET TRANSFORM* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* UNTUK KLASIFIKASI *ARRHYTHMIA* BERDASARKAN SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM

DISCRETE WAVELET TRANSFORM AND SUPPORT VECTOR MACHINE METHODS FOR ARRHYTHMIA CLASSIFICATION BASED ON ELECTROCARDIOGRAM SIGNAL

Hana Pratiwi, Ir. Rita Magdalena, M.T[2], Yunendah Nur Fuadah, S.T,M.T[3]

[1,2]Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
[1]hanapratiwi@student.telkomuniversity.ac.id, [2]ritamagdalena@telkomuniversity.ac.id, [3]**yunendah@gmail.com**

Abstrak

Penyakit jantung merupakan salah satu penyebab besarnya angka kematian di dunia. Salah satu penyakit jantung yaitu kelainan pada detak jantung yang disebut dengan aritmia (*arrhythmia*). *Arrhythmia* berarti terjadinya ketidakstabilan pada detak jantung. Metode untuk mendiagnostik kelainan pada jantung salah satunya dengan mengambil rekam grafis medis yang disebut dengan Elektrokardiogram (EKG).

Signal Processing atau pengolahan sinyal digital diimplementasikan untuk membantu mengklasifikasi sinyal normal dan *arrhythmia*. *Discrete Wavelet Transform* (DWT) merupakan metode komputasi yang digunakan untuk mendukung sistem ekstraksi ciri fitur berupa sinyal digital. Tahapan untuk mendapatkan parameter yang diperlukan agar mencapai akurasi yang optimal antara lain akuisisi data sinyal elektrokardiogram, *pre-processing*, ekstraksi ciri DWT hingga proses klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Pengujian dilakukan dengan 50 sinyal detak jantung normal dan 50 sinyal detak jantung tidak normal (*arrhythmia*) Penentuan jenis *wavelet* dan level dekomposisi sebagai parameter uji. Selain membandingkan parameter ekstraksi ciri statistik, akurasi dan waktu komputasi menjadi acuan parameter ciri terbaik.

Proses penentuan klasifikasi dan kelas menggunakan algoritma SVM dengan mengubah parameter *kernel* pada masing - masing pengujian. Didapatkan akurasi tertinggi dalam sistem yang digunakan Tugas Akhir ini yaitu pada SVM OAA sebesar 96.80 % menggunakan *kernel linear* dengan waktu komputasi tercepat selama 8.22 detik sehingga algoritma ini bisa dikatakan optimal dalam sistem. Parameter optimal DWT dan SVM didapat dengan menggunakan gabungan 4 ciri statistik yaitu: Standar Deviasi, *Skewness*, *Kurtosis* dan *Mean*..
Kata Kunci : *Arrhythmia,* Elektrokardiogram*, Discrete Wavelet Transform, Support Vector Machine.*

Abstract

Heart disease is one of the biggest cause of mortality in the world. One of the heart disease is abnormalities in the heartbeat called arrhythmia. Arrhythmia means instability in the heartbeat. One of the methods to diagnose abnormalities in the heart is by taking a medical graphic record called the electrocardiogram (EKG).

Discrete Wavelet Transform (DWT) is a method used for digital feature extraction systems. The steps to obtain the parameters required to achieve optimal accuracy include electrocardiogram data, pre-processing, feature extraction to classification process using Support Vector Machine (SVM). The test was performed with 50 normal heartbeats and 50 abnormal heartbeats (arrhythmia) Determination of subband and decomposition level as test parameters. In addition, statistical characteristics, accuracy, and time statistics are extracted.

The process of classification and class determination using SVM algorithm by changing kernel parameters in each test. Highest accuracy is obtained in the system used this Final Task is on SVM OAA of 96.80% using linear kernel with the fastest computation time for 8.22 seconds so that this algorithm can be said optimally in the system. The optimal parameters of DWT and SVM are obtained by combining 4 statistical features: Standard Deviation, Skewness, Kurtosis and Mean.
Keywords* : *Arrhythmia, Electrocardiogram, Discrete Wavelet Transform, Support Vector Machine.

Pendahuluan

Elektrokardiogram (EKG) digunakan untuk mengukur laju detak jantung, indikasi adanya kerusakan hati dan efek obat atau perangkat elektronik [1]. Karena pentingnya peran jantung bagi manusia, EKG telah banyak digunakan untuk mendiagnosa penyakit jantung. Salah satu implementasi EKG adalah pendeteksian *arrhythmia*. *Arrhythmia* merupakan keabnormalan detak jantung yang meny-ebabkan jantung berdetak lebih cepat atau lebih lambat dari keadaan normal. Gejala *abnormalitas* pada jantung seringkali datang secara tiba-tiba. Untuk itu, pengenalan secara dini terhadap penyakit jantung dengan prosedur dan penanganan lanjutan dapat mencegah peningkatan resiko fatal dari serangan jantung. Hal inilah yang menjadi latar belakang dipilihnya judul Tugas Akhir.

Arrhythmia bisa terjadi tanpa menimbulkan gejala yang disadari oleh penderitanya. Munculnya gejala pun tidak serta-merta menandakan bahwa kondisi jantung yang dialami sangat parah. Perekaman EKG diperoleh secara

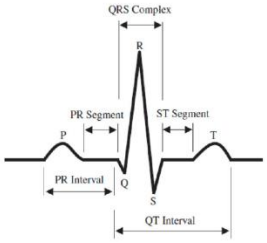
non-invasif (tidak memasuki tubuh), biasanya dengan menempatkan elektroda pada permukaan dada. Selain mendiagnosis *arrhythmia*, EKG dapat mendiagnosis berbagai kondisi kesehatan lainnya seperti pembesaran jantung, peradangan jantung (perikarditis atau miokarditis), dan *sleep apnea* [2]. Selain 12-*lead* EKG yang banyak digunakan untuk memantu aktivitas listik jantung, telah dikembangkan pula alat pemantau jantung lainnya [1].

Pada Tugas Akhir ini penulis menggunakan metode ekstraksi ciri *Discrete Wavelet Transform* (DWT) karena metode ini mengandung berbagai macam *wavele*t yang bentuknya berbeda-beda dan ideal untuk menganalisis data atau sinyal yang mengandung diskontinuitas, lonjakan tajam (*spike*) dan tidak beraturan (non stasioner). Untuk metode klasifikasi yang digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM) karena SVM pada dasarnya hanya mampu mengklasifikasi dua kelas, konsep dasar SVM yaitu membuat *hyperplane* untuk memisahkan dua jenis data kemudian menentukan kelas data tersebut.

2. Dasar Teori

2.1 Elektrokardiogram

Elektrokardiogram merupakan grafik yang mengambarkan aktifitas listrik yang berasal dari jantung [3]. Aktifitas listrik tersebut ditangkap oleh elektroda-elektroda yang dipasang di dada. EKG menampilkan tegangan listrik yang muncul diantara elektroda yang dpasang di depan bagian jantung dan di belakang bagian jantung yang masing-masing akan memberikan tekanan grafis dari keseluruhan aktivitas jantung. Setiap ritme yang terekam merepresentasikan aktivitas dari otot jantung yang berbeda [4].



Gambar 1. Komponen Sinyal EKG

Besar frekuensi dari sinyal EKG adalah 0.05-100 Hz. Sinyal EKG di-karakterisasikan dengan lima puncak dan lembah yang dinamai dengan P,Q,R,S,T. Gambar diatas merupakan sinyal EKG normal yang diciptakan oleh Willem Einthoven.

2.2 Kelainan Jantung *Arryhtmia*

Aritmia Jantung atau *Cardiac Arrhythmias* adalah istilah medis untuk gangguan pada jantung yaitu suatu keadaan dimana impuls listrik yang mengkoordinasikan denyut jantung seseorang tidak berfungsi dengan baik. Hal tersebut dapat menyebabkan denyut jantung terlalu cepat (*tachycardias*), terlalu lambat (*bradycardias*) atau bahkan denyut jantung yang tidak teratur (*irregular*) [3]. Ketika seseorang mengalami *arrhythmia*, jantung tidak bisa memompa cukup darah ke seluruh tubuh. Kurangnya aliran darah di dalam tubuh dapat membahayakan otak, jantung dan organ inti lainnya [5].

2.3 Ekstraksi Ciri

Proses mengambil ciri-ciri yang terdapat pada sebuah sinyal. Vektor ciri adalah suatu metode untuk merepresentasikan ciri dari sebuah sinyal. Vektor ciri adalah suatu vektor n-dimensi yang berisi sekumpulan nilai dimana setiap nilai tersebut merepresentasikan ciri tertentu. Vektor ini yang kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan sebuah objek atau menyediakan informasi singkat bernilai tinggi mengenai suatu sinyal [6].

2.3.1 Ekstraksi Ciri Orde Satu

Suatu proses klasifikasi pada umumnya membutuhkan tahapan ekstraksi ciri. Pada Tugas Akhir ini menggunakan ekstraksi ciri orde pertama. Ekstraksi ciri orde pertama merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram atau biasa disebut dengan metode statistik. Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama, antara lain adalah sebagai berikut:

1. *Mean* (μ)
   Menunjukkan nilai rata-rata dari kumpulan angka.
   $$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} Ai \quad (1)$$
   N = jumlah data
   Ai= vektor data
2. *Variance* (V)
   Menunjukkan variasi elemen dari suatu sinyal.
   $$V = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} |Ai - \mu|^2 \quad (2)$$
   $\mu = mean$
   Ai= vektor data
3. Standar Deviasi (S)
   $$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} |Ai - \mu|^2} \quad (3)$$

$\mu = mean$
Ai= vektor data

4. *Skewness*
Mengukur data yang tidak simetris dari suatu sinyal.

$$s = \frac{E(x-\mu)^3}{\sigma^3} \quad (4)$$

$E = ekspektasi$
$\sigma =$ standar deviasi
$\mu = mean$

5. *Kurtosis*
Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu sinyal.

$$K = \frac{E\,(x-\mu)^4}{\sigma^4} \quad (5)$$

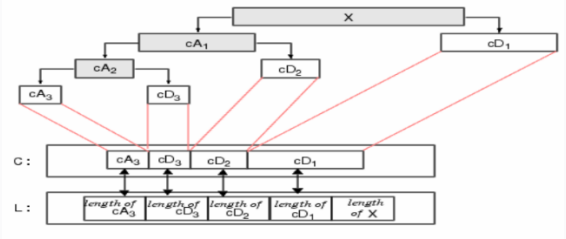
$E = ekspektasi$
$\sigma =$ standar deviasi
$\mu = mean$

6. *Entropy* (H)
Menunjukkan ukuran ketidak aturan bentuk dari suatu sinyal

$$E = -\sum_{i=1}^{n} pi\ log_2(pi) \quad (6)$$

2.4 *Discrete Wavelet Transform*

Discrete Wavelet Transform (DWT) merupakan metode dekomposisi sinyal pada frekuensi *sub-band* sinyal. Komponen *sub-band* dihasilkan dari hasil penurunan level dekomposisi sinyal yang diimplementasikan dengan cara melewatkan sinyal melalui filter-filter berupa *Low Pass Filter* (LPF) dan *High Pass Filter* (HPF). Proses DWT pada sinyal satu dimensi mendekomposisi sebanyak dua *sub-band*, yaitu *Low* dan *High*. Proses dekomposisi ini dapat dilakukan secara hirarkis dengan melakukan proses yang sama pada *sub-band* yang dihasilkan dari proses dekomposisi sebelumnya. Berikut merupakan gambar ilustrasi proses dekomposisi sinyal dengan menggunakan DWT:



Gambar 2. Dekomposisi *wavelet*

Secara matematis dekomposisi wavelet 3 tingkat dapat dituliskan:

$$X = cA1 + cD1 \quad (7)$$
$$= cA2 + cD2 + cD1 \quad (8)$$
$$= cA3 + cD3 + cD2 + cD1 \quad (9)$$

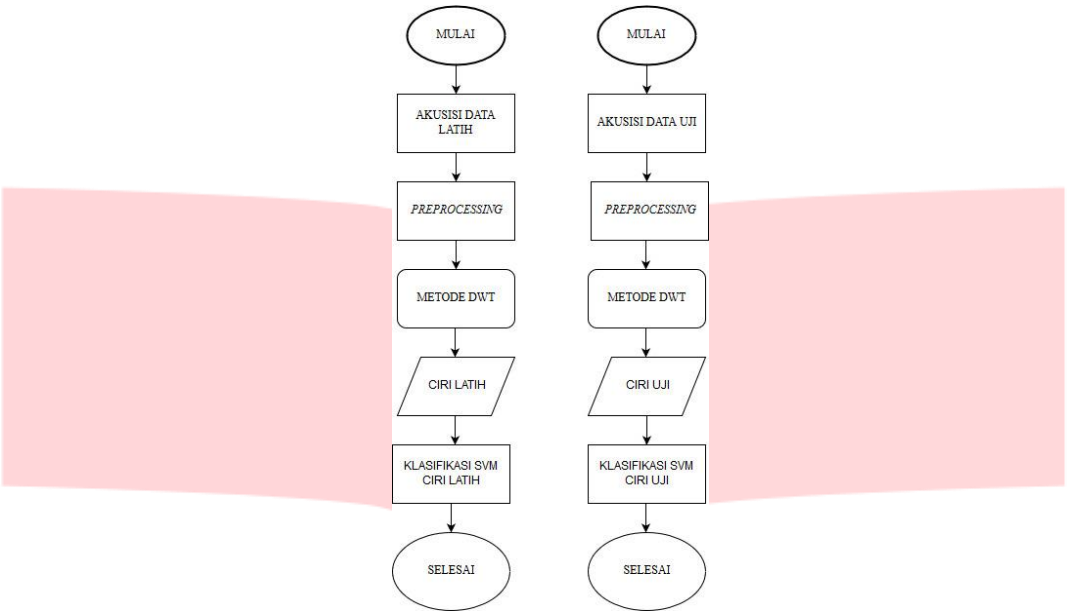
DWT akan menguraikan sinyal menjadi dua bagian, *Approximation Coefficients* (AC) dan *Detailed Coefficients* (DC). Proses ini akan dilakukan secara berulang dan menghasilkan *Approximation Coefficients* dan *Detailed Coefficients* ke level dekomposisi yang berbeda. Dengan begitu, diperoleh nilai fitur *frequency power band* dari sinyal tersebut.

2.5 *Support Vector Machine*

Pattern Recognition merupakan salah satu bidang dalam komputer sains, yang memetakan suatu data ke dalam konsep tertentu yang telah didefinisikan sebelumnya. Konsep tertentu ini disebut *class* atau *category*. Konsep Klasifikasi dengan *Support Vector Machine* (SVM) adalah mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua kelas data. Konsep ini disebut juga dengan SVM pada *Linearly Separable Data*. Dengan cara memaksimalkan *margin*, yang merupakan jarak pemisah antara kelas data. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* dengan *pattern* terdekat dari masing-masing *class*. Prinsip dasar SVM adalah linear *classifier*, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada problem non-linear dengan memasukkan konsep *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi.

3. Desain Sistem

Pada tahap latih setiap prosesnya terdiri atas *preprocessing* terhadap data latih sinyal yang dimasukkan, kemudian dilakukan ekstraksi ciri sinyal dengan menggunakan DWT. Pada tahap uji, setelah dilakukan *preprocessing* dan ekstraksi ciri selanjutnya sinyal diklasifikasikan dengan menggunakan metode klasifikasi SVM untuk mengetahui kecocokan ciri dari data uji terhadap data latih sehingga didapatkan hasil klasifikasi. Gambaran umum dari sistem yang dirancang pada penelitian kali ini direpresentasikan oleh diagram alir berikut



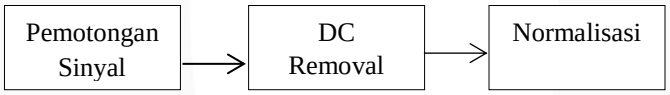
Gambar 3. Diagram Alir Perancangan Sistem

3.1 Akusisi Sinyal

Akuisisi sinyal merupakan tahap awal dengan tujuan untuk mendapatkan sinyal *digital* sebagai data latih dan data uji. Dalam tugas akhir ini, penulis menggunakan dua ratus data keseluruhan. Seratus untuk data latih dan seratus untuk data uji, dimana setiap data dibagi menjadi dua kelas. Sehingga terdapat lima puluh data untuk setiap kelasnya. Frekuensi dari sinyal EKG sebesar 360 Hz dengan durasi setiap sinyal selama sepuluh detik.

3.2 *Preprocessing*

Preprocessing adalah sebuah proses awal dari pengolahan sinyal yang bertujuan untuk mendapatkan kualitas sinyal yang lebih baik sebelum masuk ke tahap ekstraksi ciri dan pengklasifikasian. Pada data latih dilakukan pemotongan untuk mendapatkan ciri latih dari bentuk sinyal EKG yang terdeteksi *arrhythmia* dan terdeteksi normal dan dicari puncak R pada setiap data. Pencarian gelombang R dilakukan dalam beberapa tahap. Tahap yang pertama adalah melakukan skema pengambilan gelombang R dari sinyal EKG dengan menyeleksi titik-titik gelombang dari *gradien* 150 yang dihitung dari titik tertinggi, cara ini digunakan untuk menyeleksi titik terhadap koordinat sumbu y. Setelah tahap pertama dilakukan, maka tahap selanjutnya adalah mengambil jarak sebesar 30 pada koordinat sumbu x. Pengambilan batas sebesar 150 dan 30 diambil berdasarkan penelitian penulis, dikarenakan batas tersebut lebih optimal. Menghilangkan interferensi sinyal dan mereduksi sinyal yang melewati batas merupakan hal yang penting dalam pengolahan sinyal EKG.



Gambar 4. Tahap Preprocessing

3.3 Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri merupakan pengambilan informasi–informasi penting yang terdapat pada sebuah sinyal. Dan merubah dimensi sinyal dari dimensi yang tinggi menjadi dimensi rendah sehingga dapat dibedakan dengan sinyal lainnya. Karakteristik yang didapatkan melalui proses ini merupakan ciri dari masing-masing sinyal dan digunakan untuk membedakan antara karakter yang satu dengan karakter lainnya. Sinyal masukan proses ini adalah sinyal yang telah melewati *preprocessing*. Pada penelitian ini digunakan metode *monitoring* EKG dipilih *Lead* 2 agar menghasilkan orientasi data yang positif untuk setiap data dicirikan mengunakan dekomposisi paket wavelet jenis *wavelet Daubechies6* (db6) sebagai *mother wavelet* [5].

3.4 Klasifikasi Menggunakan SVM

Setelah Ekstraksi ciri dilakukan maka tahap berikutnya adalah mengenali ciri dari tiap data yang dihasilkan. Untuk mengenali data yang telah dicirikan digunakan *Support Vector Machine* sebagai metode klasifikasinya. Tujuan utama proses klasifikasi untuk menentukan jenis *arrhythmia* berdasarkan sinyal yang didapat dari proses ekstraksi ciri. Parameter yang digunakan adalah jenis *kernel* dan pengaruh *multiclass* pada SVM. Pada proses klasifikasi, dibagi menjadi klasifikasi SVM untuk data latih dan klasifikasi SVM untuk data uji. Klasifikasi SVM untuk data latih dimulai dengan masukan sinyal latih hasil ekstraksi ciri pada DWT, kemudian menentukan jenis *kernel* yang akan digunakan (*Polynomial*, RBF atau *Linear*).

Penentuan jenis *kernel* karena datanya berupa data *non linear*, sehingga dibutuhkan fungsi *kernel* untuk memetakan data-data pada ruang dimensi awal ke ruang dimensi baru (relatif lebih tinggi). Selanjutnya menentukan metode *multiclass* SVM yang akan yaitu *one against all*. Setelah itu dilakukan pelatihan data yang diambil dari folder yang sudah didefinisikan tergolong sebagai data latih untuk segera diproses, dan terakhir dilakukan proses pengujian data yang akan dibandingkan dengan data sinyal latih.

3.5 Performansi Sistem

Untuk mengevaluasi performansi sistem dilakukan pengujian sistem terhadap data latih dan data uji untuk mengklasifikasikan kelas identifikasi. Pada proses pengujian bertujuan untuk:

a. Menganalisis akurasi performansi sistem,
b. Menganalisis waktu komputasi sistem,
c. Menganalisis pengaruh parameter nilai level dekomposisi DWT, dan pengaruh jenis *wavelet* terhadap sistem. Serta pengukuran nilai yang digunakan pada proses klasifikasi menggunakan SVM terhadap akurasi performansi sistem.

3.5.1 Akurasi

Akurasi adalah ukuran ketepatan sistem dalam mengenali input yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Secara sistematis dapat dituliskan seperti persamaan (10):

$$\text{Akurasi}=\frac{Jumlah\ Data\ Benar}{Jumlah\ Data\ Keseluruhan}x100 \quad (10)$$

Semakin tinggi akurasi sistem menunjukkan bahwa sistem memiliki kinerja yang baik karena mampu mengenali masukan yang diberikan.

3.5.2 Waktu Komputasi

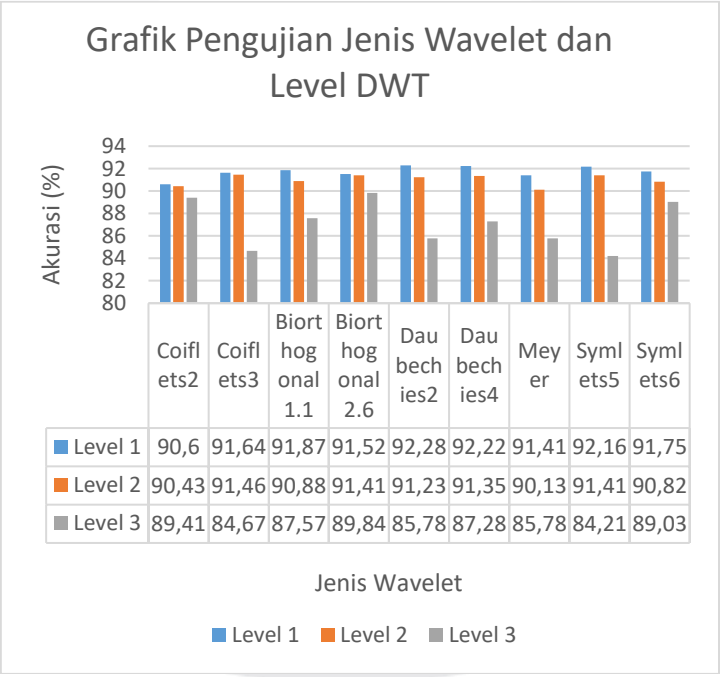
Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem melakukan suatu proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan menggunakan waktu selesai dikurangi waktu mulai, sehingga akan didapatkan waktu komputasi sistem pada persamaan (11) sebagai berikut:

Waktu komputasi= waktu selesai-waktu mulai (11)

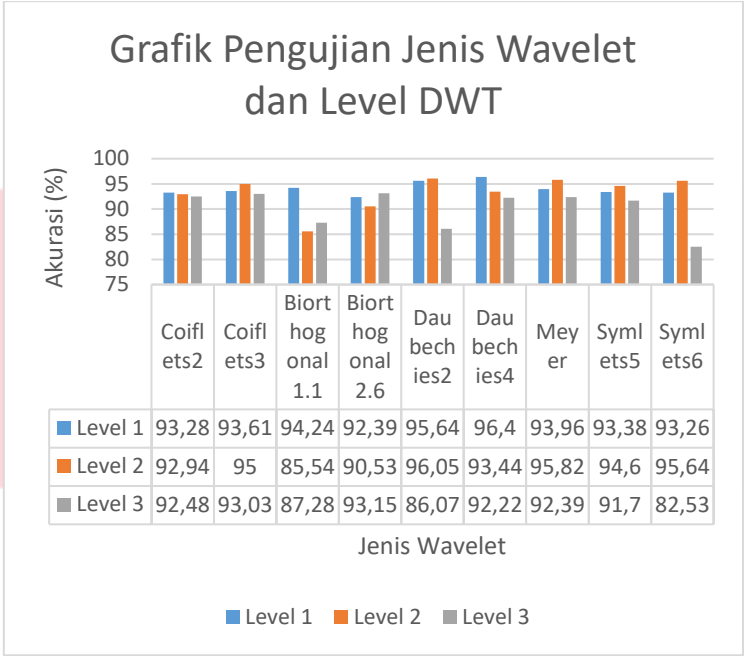
4. Hasil Pengujian dan Analisis

4.1 Hasil Pengujian Skenario 1

Pada pengujian pertama, penulis menguji beberapa jenis *wavelet* menggunakan enam ciri statistik yaitu *Mean*, Standar Deviasi, *Variance*, *Skewness*, Kurtosis dan *Entropy* untuk mengetahui jenis *wavelet* yang paling tepat ber-dasarkan akurasinya. Jenis *wavelet* yang digunakan adalah *Haar*, *Daubechies*, *Symlet*, *Coiflets*, *Meyer*, *Biorthogonal*. *Kernel* SVM yang digunakan yaitu *kernel linear* [7]. Grafik perubahan akurasi berdasarkan koefisien aproksimasi pada gambar 5 dan perubahan akurasi berdasarkan koefisien detail pada gambar 6 dibawah ini:



Gambar 5. Grafik Pengujian Jenis *Wavelet* Dan Level DWT



Gambar 6. Grafik Pengujian Jenis *Wavelet* Dan Level DWT

Gambar 5 dan Gambar 6 menunjukkan hasil nilai pengujian masing-masing jenis *wavelet* untuk level dekomposisi 1 hingga 3 menggunakan koefisien aproksimasi dan koefisien detail terhadap performansi sistem jenis *wavelet.* Nilai akurasi tertinggi saat menggunakan koefisien aproksimasi yaitu sebesar 92.28 % yang didapatkan oleh jenis *wavelet Daubechies2* saat level 1 dengan waktu komputasi selama 7.37 detik. Sedangkan nilai akurasi tertinggi saat menggunakan koefisien detail yaitu sebesar 96.40 % dimana nilai tersebut menggunakan jenis *wavelet Daubechies4* saat level 1 dengan waktu komputasi selama 7.28 detik. Maka dapat disimpulkan bahwa sistem ini lebih cocok menggunakan jenis *wavelet Daubechies4* level 1 dengan koefisien detail. Semakin besar level dekomposisi maka akan semakin banyak nilai koefisien yang diproses, mengakibatkan waktu komputasi semakin besar dan akurasi mengecil karena sistem menganalisis data lebih terperinci.

4.2 Hasil Pengujian Skenario 2

Pengujian kedua menggunakan ciri statistik orde satu. Ciri statistik orde pertama antara lain: *Mean*, Standar deviasi, *Variance*, *Skewness*, *Kurtosis*, dan *Entropy*. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter DWT dengan *mother wavelet Daubechies4* level dekomposisi 1, koefisien detail, parameter SVM *multiclass* OAA [8] dan *kernel function Linear*.

Tabel 1 Hasil Pengujian Parameter Statistik

Parameter	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
Mean	52.23	8.70
Variance	83.98	8.35
Standar Deviasi	96.40	8.28
Skewness	48.22	8.77
Kurtosis	84.03	8.38
Entropy	83.28	8.64

Berdasarkan Tabel 1 diatas, akurasi terbesar pada parameter orde satu yang didapatkan adalah ciri standar deviasi, sebesar 96.40 % dengan waktu komputasi selama 8.28 detik.

4.3 Hasil Pengujian Skenario 3

Pada pengujian skenario kelima yang dilakukan adalah menguji akurasi dari klasifikasi *Support Vector Machine* menggunakan 4 ciri terbaik dan beberapa jenis *kernel function*. *Wavelet* yang digunakan adalah *Daubechies4* dengan level dekomposisi 1. Tabel 2 dibawah ini menampilkan nilai akurasi terhadap jenis *kernel:*

Tabel 2 Hasil Pengujian Parameter *Kernel* pada SVM

Jenis Kernel	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
Linear	96.80	8.22
RBF	96.22	8.89
Polynomial	52.23	8.58

Berdasarkan Tabel 2, akurasi terbesar didapatkan pada saat jenis *kernel linear* yaitu sebesar 96.80 % dan akurasi terkecil pada saat jenis *kernel polynomial* yaitu sebesar 52.23 %. Sedangkan waktu komputasi terbesar didapat saat jenis *kernel* RBF yaitu 8.89 detik dan waktu komputasi terkecil saat jenis *kernel linear* yaitu 8.22 detik. Jenis *kernel* yang digunakan untuk menghasilkan akurasi terbaik pada sistem ini adalah jenis *kernel linear* karena SVM merupakan *linear classifier* dan data yang digunakan berupa data *linear.*

5. Penutup

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian pada sistem klasifikasi sinyal EKG melalui pengolahan sinyal *digital*, dalam penelitian ini didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem ini mampu mengidentifikasi pola sinyal EKG pada masing-masing kelas menggunakan metode ekstraksi ciri DWT dan metode klasifikasi SVM.
2. Banyaknya input parameter mempengaruhi waktu komputasi sistem. Semakin banyak input ciri statistik, waktu komputasi semakin lama. Begitu juga dengan level dekomposisi pada DWT; semakin tinggi level dekomposisinya, waktu komputasi semakin lama.
3. Jenis *wavelet* DWT yang optimal untuk sistem ini yaitu wavelet *Daubechies4* dan level dekomposisi kesatu dengan akurasi sebesar 96.40 % pada koefisien detail.
4. Berdasarkan pengujian 1 dapat disimpulkan bahwa sistem bekerja dengan optimal apabila menggunakan koefisien detail pada DWT.
5. Ekstraksi ciri terbaik yang digunakan yaitu menggunakan empat ciri statistik: Standar Deviasi, *Skewness*, *Kurtosis* dan *Mean*.
6. Akurasi sistem yang baik didapatkan pada saat ekstraksi ciri dengan menggunakan metode DWT pada level dekomposisi 1 dengan data pelatihan SVM *One Againts All* untuk *kernel Linear* didapatkan akurasi sebesar 96.80%.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, sistem ini masih dapat dikembangkan menjadi lebih baik dan lebih akurat dalam mengklasifikasi sinyal EKG apakah *arrhythmia* atau normal. Adapun saran untuk pengembangan Tugas Akhir ini dan untuk pengembangan penelitian selanjutnya yaitu:

1. Melakukan penelitian untuk mengklasifikasi jenis kelas *arrhythmia* yang lain, seperti denyut jantung terlalu cepat (*tachycardias*) atau denyut jantung terlalu lambat (*bradycardias*).
2. Diharapkan pada penelitian berikutnya menggunakan data asli selama 60 detik agar perolehan jumlah detak jantung lebih optimal.
3. Dalam proses ekstraksi ciri lebih detail dalam memilih gelombang R dikarenakan banyak data yang susah dideteksi untuk mendapatkan ciri dari data EKG yang tersedia

Daftar Pustaka

[1] Batista, Diana, 2014, *"Automatic Arrhythmia Classification: A Pattern Recognition Approach"*, Portugal, Instituto Superior Técnic.
[2] Kastor, J. A., 2002, "*Encyclopedia of Life Sciences"*, Macmillan Publishers Ltd.
[3] B.Anuradha, V.C.Veera Reddy, "*Cardiac Arrhytmia Classificatin using Fuzzy Classifiers"*, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, India, pp. 353-359.
[4] Jacob, Nadya Fairuz, 2010, "Penggunaan *Anfis* Untuk Klasifikasi Kelainan Jantung Arryhtmia Berdasarkan *ECG*", Bandung, IT Telkom.
[5] P. N. Ranaware, R. A. Deshpande, "*Detection Of Arrhythmia Based On Discrete Wavelet Transform Using Artificial Neural Network And Support Vector Machine*," *2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*, Melmaruvathur, 2016, pp. 1767-1770.

[6] Kara, S. Oskandon, M., "*Atrial Fibrillation Classification with Artificial Neural Network*", 2007, Journal of Pattern Recognition, vol. 40, p. 2967-2973
[7] Reiza Adi Cahya, Candra Dewi, Bayu Rahayudi, "Klasifikasi Aritmia Dari Hasil Elektrokardiogram Menggunakan *Support Vector Machine* Dengan Seleksi Fitur Menggunakan Algoritma Genetika", Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Vol. 2, No. 3, Maret 2018, hlm. 1170-1178.
[8] Haryosuprobo, Ig R. Sugiarto Yohanes. Suryadi FX, 2016, "Ekstraksi Ciri Sinyal EKG Aritmia Menggunakan Gelombang Singkat Diskrit", Surakarta, Politeknik Akademi Mesin Teknik Industri.