

DETEKSI APNEA TIDUR MELALUI SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN METODE *DISCRETE WAVELET TRANSFORM*, *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS*, DAN *LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS*

DETECTION OF SLEEP APNEA USING ELECTROCARDIOGRAM SIGNAL WITH DISCRETE WAVELET TRANSFORM, PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS AND LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS METHODS

Meidiana Ajeng Lestari¹, Achmad Rizal, ST., MT.², Unang Suryana, ST., MT.³

¹meidiana.ajeng@gmail.com, ²ahmadrizal@telkomuniversitv.co.id, ³unangsunarya@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Sleep Apnea merupakan gangguan tidur yang langka, pendeteksiannya pun perlu dilakukan secara tepat salah satunya melalui sinyal elektrokardiogram yang dapat mendeteksi *Sleep Apnea* lebih mudah dan tepat.

Penelitian ini dilakukan untuk mendeteksi penyakit *Sleep Apnea* menggunakan perbandingan dua buah metode, yaitu *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Principal Component Analysis* (PCA) serta diklasifikasikan menggunakan *Linear Discriminant Analysis* (LDA).

Sistem yang dibuat dengan metode PCA mendapatkan akurasi yang cukup baik, yaitu 79.16%, sensitivitas 73.3% dan spesifitas 88.8% dengan pengambilan 1-60 PC. Waktu komputasi untuk metode PCA didapatkan 9.2 s. Sedangkan sistem dengan metode DWT mendapatkan hasil akurasi 75%, sensitivitas 68.75% dan spesifitas 87.5% dengan dilakukan proses *windowing* menggunakan *overlapping* 25%, menggunakan jenis wavelet *Discrete Meyer*, dan melakukan dekomposisi di level ke-5. Waktu komputasi metode DWT didapatkan 34 s.

Kata kunci : *Sleep Apnea*, DWT, PCA, LDA

Abstract

Sleep Apnea is a rare sleep disorder, so that the detection needs to be done correctly. Through electrocardiogram signal, the detection of sleep apnea can be easier and correct.

This type is to detection of *Sleep Apnea* using two comparison methods, those are *Discrete Wavelet Transform* (DWT) and *Principal Component Analysis* (PCA), and classified by *Linear Discriminant Analysis* (LDA).

System with PCA method produces a good accuracy, which is 79.16%, sensitivity 73.3% and specificity 88.8% with taking 1-60 PC. Computation time with PCA method takes 9.2 s. System with DWT methods produces accuracy 75%, sensitivity 68.75%, and specificity 87.5% by using some additional pre-processing which is *windowing* with *overlapping* 25%, using *Discrete Wavelet mother wavelet*, and decomposition in the fifth level. DWT method has 34 s computation time, and it is take a longer time than PCA methods.

Keywords: *Sleep Apnea*, DWT, PCA, LDA

1. Pendahuluan

Jantung merupakan organ terpenting dalam tubuh manusia dan juga berperan untuk menunjang keadaan organ tubuh lainnya. Melalui aktivitas kelistrikan jantung yang dikenal sebagai Elektrokardiogram, dapat dideteksi berbagai macam penyakit atau gangguan pada organ tubuh manusia, salah satunya gangguan pada tidur, yaitu *Sleep Apnea*. *Sleep Apnea* adalah gangguan tidur yang serius dan kronis yang ditandai dengan henti nafas sementara yang terjadi berulang kali ketika sedang tidur hingga menyebabkan kematian.

Perkembangan ilmu pengolahan sinyal dengan bantuan komputer pada saat ini memungkinkan untuk mendeteksi gangguan tidur, *Sleep Apnea*. Elektrokardiografi (EKG) merupakan salah satu tekniknya. Penggunaan Elektrokardiograf telah lama dikenal sebagai suatu alat dalam bidang kedokteran yang membantu menemukan gangguan elektrolit dan berguna untuk mendeteksi penyakit bukan jantung (*The Clinical Value of the ECG in non cardiac condition*, 2004). Teknik ini dapat membantu dokter syaraf dalam menganalisa gangguan tidur pada pasien namun tetap tidak dapat menghilangkan dugaan (*suspect*). Penentuan jenis penyakit melalui sinyal EKG bergantung pada pengetahuan dan pengalaman dokter syaraf serta hasil analisis spesialis jantung.

Tugas akhir ini dilakukan pengidentifikasian gangguan tidur *Sleep Apnea* melalui sinyal EKG dengan menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* untuk menganalisis sinyal berdasarkan frekuensi dan waktu, dan *Principal Component Analysis* untuk mencari ciri yang paling membedakan satu sama lain. Dari metode-metode tersebut terdapat beberapa parameter yang akan dibandingkan hasilnya. Parameter tersebut ialah Akurasi (*Accurate*), Sensitivitas (*Sensitivity*), dan Spesifitas (*Specifity*). Masukan (*Input*) yang digunakan adalah sinyal EKG yang diperoleh dari PhysioNet.org dengan format *.mat, berdurasi satu jam, dan memiliki spesifikasi masing-masing (seperti berat badan, tinggi badan, jenis kelamin dan umur pasien).

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Sleep Apnea

Sleep Apnea (*Apnoea* dieja dalam bahasa Inggris) adalah gangguan tidur yang berpotensi mengancam jiwa yang ditandai dengan jeda yang abnormal dalam bernapas selama tidur. Terdapat dua jenis utama dari *sleep apnea*, yaitu apnea tidur sentral (*Central Sleep Apnea*), bentuk yang relatif jarang, yang terjadi ketika otak gagal untuk mengirim sinyal ke otot untuk mengambil napas dan terdapat periode dimana tidak ada usaha otot untuk bernapas. Dan apnea tidur obstruktif (*Obstructive Sleep Apnea*), bentuk yang lebih umum, dimana otak mengirimkan sinyal ke otot-otot dan otot-otot yang melakukan upaya untuk mengambil napas tetapi mereka tidak dapat melakukannya secara efektif dikarenakan jalan nafas terhambat sehingga mencegah aliran udara yang masuk.

Episode Apnea dapat berlangsung dalam beberapa detik hingga menit (± 10 detik, baik untuk obstruktif ataupun apnea tidur sentral) dan itu semua dapat terjadi dimana saja dari 5 hingga 30 kali atau lebih per jam. Karna hilangnya kemampuan otot yang terkait dengan *REM-Sleep*, yaitu waktu yang paling umum penderita mengalami apnea[1].

2.2 Elektrokardiogram

Elektrokardiogram (EKG) adalah salah satu sinyal biopotensial yang digunakan untuk menganalisis kondisi kesehatan jantung.

2.3 Discrete Wavelet Transform (DWT)

Transformasi *wavelet* adalah dekomposisi dari suatu sinyal dengan suatu fungsi $\psi_{a,b}$ yang telah dilatasi dan ditranslasi. Pada *wavelet*, sinyal direpresentasikan sebagai jumlah dari kumpulan dilatasi dan translasi fungsi *mother wavelet*. Kumpulan fungsi tersebut didefinisikan pada persamaan berikut:

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad a > 0, b \in \mathbb{R} \dots\dots\dots (1)$$

2.4 Principal Component Analysis (PCA)[4]

Principal Components Analysis (PCA) merupakan teknik linier untuk memproyeksikan data vektor yang berdimensi tinggi ke vektor yang mempunyai dimensi lebih rendah[9].

Prinsip PCA pada dasarnya merupakan observasi sekelompok data yang memiliki kemungkinan saling berelasi, kemudian data tersebut dikonversi sedemikian rupa sehingga yang tidak ada lagi data yang tidak saling berelasi satu sama lain. Selanjutnya data akan diurutkan dari data yang dianggap paling penting sampai data yang kurang penting. Data pada baris pertama hasil konversi adalah *principal component* pertama dan yang paling berpengaruh terhadap variasi data asli.

2.5 Linear Discriminant Analysis (LDA)[5]

Linear Discriminant Analysis (LDA) termasuk dalam klasifikasi yang digunakan untuk meningkatkan informasi diskriminatif kelas dengan transformasi linear. Metode LDA bekerja dengan mencari cara yang efisien untuk merepresentasikan ruang vektor dengan memanfaatkan informasi tiap kelas. Tujuan dari LDA adalah untuk mencari proyeksi linear untuk memaksimalkan matriks kovarian antar objek dan meminimumkan matriks kovarian di dalam objek itu sendiri.

Pengukuran kemiripan dilakukan antara representasi data latih dan data uji. Representasi di dalam metode ini, dianggap sebuah transformasi linier dari vektor sinyal asal ke dalam sebuah ruang proyeksi (vektor-vektor basis). Persamaannya sebagai berikut:

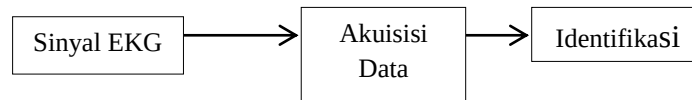
$$Y = W^T X \dots\dots\dots (2)$$

3. Pembahasan

3.1 Proses Pengolahan Sinyal

Pengambilan *sample* sinyal EKG yang masing-masing berdurasi satu jam. Sinyal EKG tersebut memiliki ciri apneatis. Dari ciri tersebut dapat disegmentasikan kapan terjadinya sleep apnea, waktu terjadi tersebut dapat dilihat dari sepanjang *sample* sinyal EKG. Data *sample* sinyal EKG diperoleh dari database *PhysioBank*, yaitu di *physionet.org* yang telah terjamin hasilnya dan banyak digunakan untuk referensi jurnal internasional. Dari sinyal

EKG tersebut dapat dibuat program untuk mendeteksi *sleep apnea*. Perancangan sistem deteksi *sleep apnea* ini dilakukan dalam satu tahap umum, yaitu tahap identifikasi yang digambarkan dalam diagram blok sebagai berikut:



Gambar 1. Diagram Model Sistem

3.2 Pre-Processing

3.2.1 Cropping

Cropping dilakukan setiap satu menit dengan mengambil 5 sample ciri *apnea* dan 5 sample ciri normal dari sinyal EKG pasien. Hasil *cropping* tersebut akan dijadikan *database* ciri latih.

3.2.2 Filtering

FIR (*Finite Impulse Response*) Filter merupakan filter digital yang tidak memiliki *feedback* dan bersifat non-rekursif. Fungsi transfer pada FIR melakukan pendekatan ideal agar kualitas filter meningkat. Sehingga kompleksitas dan jumlah waktu yang dibutuhkan untuk memasukan *samples* sinyal untuk difilter juga meningkat. Respon magnitude pada system berupa *Low Pass Filter*.

3.2.3 DC Removal

DC Removal bertujuan untuk menghitung rata-rata dari data sampel sinyal EKG dan mengurangi nilai setiap sampel sinyal dengan nilai rata-rata tersebut sehingga didapat normalisasi dari data sinyal suara *input*.

3.2.4 Normalisasi

Proses normalisasi dilakukan untuk mencari nilai maksimum dari data hasil filtering. Keseluruhan nilai data *filtering* kemudian dibagi dengan nilai maksimum data yang telah ditemukan. Hal ini bertujuan agar amplitud sinyal memasuki rentang -1 sampai 1.

3.3 Ekstraksi Ciri dengan PCA

Hasil akhir dari ekstraksi ciri ini merupakan koefisien pembawa matriks ciri yang disebut dengan *principle component* [3].

3.4 Ekstraksi Ciri dengan DWT

Sebelum memasuki ekstraksi ciri DWT, dilakukan kembali beberapa proses untuk meningkatkan kualitas sinyal yang akan diproses. Berikut adalah proses yang dilakukan :

1. *Framming*, dilakukan setelah data di *load* dan bertujuan untuk menjadikan *frame-frame* lebih kecil. Proses ini menggunakan dua parameter yaitu lebar *frame* dan *overlap*.
2. *Windowing* [7]

Tahap ini dilakukan untuk mengurangi efek diskontinuitas dengan mengalikan *frame* dengan frekuensi *Window Hamming*. Persamaan *Window Hamming* adalah sebagai berikut :

$$w(n) = 0,54 - 0,46 \cos\left(\frac{2n\pi}{N-1}\right) \dots\dots\dots(3)$$

.....(3)

dimana $w(n)$ = fungsi window

N = frame size, merupakan kelipatan 2

n = 0,1,2,3,...,N-1.

3. *Fast Fourier Transform*

Koefisien-koefisien sinyal hasil windowing dianalisa dengan menggunakan *Fourier Transform*. Dalam analisa sepektrum dari sinyal yang diinputkan, digunakan *Fast Fourier Transform*. Sampel data diproses dengan mengambil *frame-frame* sebanyak lebar *frame*.

Teknik DWT ini menggunakan *low pass filter* (LPF) dan *high pas filter* (HPF). Sinyal akan diproses secara baris untuk semua baris dan dilanjutkan secara kolom untuk semua kolom. Hasilnya akan didapatkan koefisien *wavelet* level 1. Proses ini diulang sampai dekomposisi ke lima. Setelah proses dekomposisi selesai, maka akan dihitung energi setiap *sub-band* pada setiap levelnya sebagai hasil akhir dari ekstraksi ciri

3.5 Klasifikasi

Hasil dari ekstraksi ciri menjadi data dengan sinyal EKG normal dan sinyal EKG yang terdeteksi *Apnea*. Dalam proses klasifikasi ini, data latih yang sudah di ekstraksi ciri akan disimpan untuk nanti dilihat kedekatan *eigenvalue* terbersarnya dengan *eigenvalue* terbesar pada sinyal uji yang sudah di ekstraksi juga. Proses klasifikasi menggunakan metode LDA. Tujuan dari LDA adalah untuk mencari proyeksi linear untuk memaksimalkan matriks kovarian antar objek dan meminimumkan matriks kovarian di dalam objek itu sendiri.

3.6 Evaluasi Hasil Klasifikasi

Adapun parameter yang diambil untuk mengevaluasi hasil klasifikasi adalah sebagai berikut:

1. *Accuracy* merupakan ketepatan klasifikasi yang diperoleh[9]

$$Accuracy (\%) = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \dots\dots\dots(4)$$

2. *Sensitivity* merupakan persentase probabilitas tidak adanya penyakit bila hasil tes dinyatakan negative.

$$Sensitivity (\%) = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(5)$$

3. *Specifity* merupakan probabilitas adanya suatu penyakit bila hasil tes dinyatakan positif.

$$Specifity (\%) = \frac{TN}{FP+TN} \dots\dots\dots(6)$$

Keterangan :

TP: *True Positive* (merupakan kondisi dimana *apnea* dideteksi sebagai *apnea*)

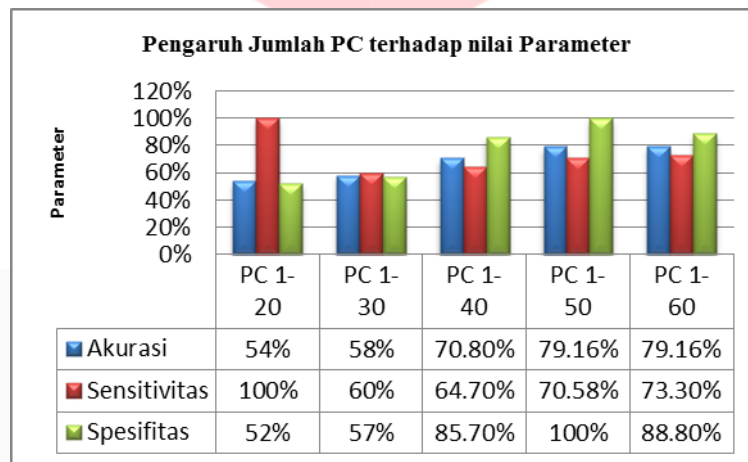
TN : *True Negative* (kondisi dimana normal dideteksi sebagai normal)

FP : *False Positive* (menyatakan kondisi *apnea* yang dideteksi sebagai normal)

FN : *False Negative* (menyatakan kondisi normal yang dideteksi sebagai *apnea*)

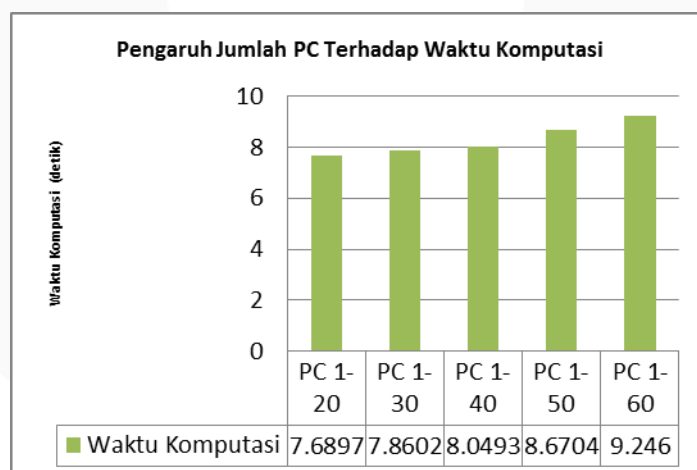
3.7 Hasil Pengujian dan Analisis

3.7.1 Hasil Perbandingan Parameter berdasarkan pengambilan Principal Component (PC) Menggunakan PCA



Gambar 2. Grafik Perubahan Nilai Parameter PC

Pada Gambar 2 dapat dilihat nilai akurasi maksimal terdapat pada pengambilan PC 1-50 dan 1-60 yaitu 79.16%. Hal tersebut terjadi karena semakin banyak PC yang diambil, semakin banyak pula ciri latih yang digunakan sebagai ciri untuk mendeteksi apnea. Nilai Sensitivitas tertinggi berada pada pengambilan PC 1-20 yaitu 100% karena pada PC 1-20 dari 12 kondisi tidak sakit, dideteksi sebagai tidak sakit dan Spesifitas tertinggi berada pada PC 1-50 yaitu 100%, karena pada PC 1-50 dari 12 kondisi apnea, yang terdeteksi sebagai apnea ada 12, maka dari itu menghasilkan spesifitas sebesar 100%.

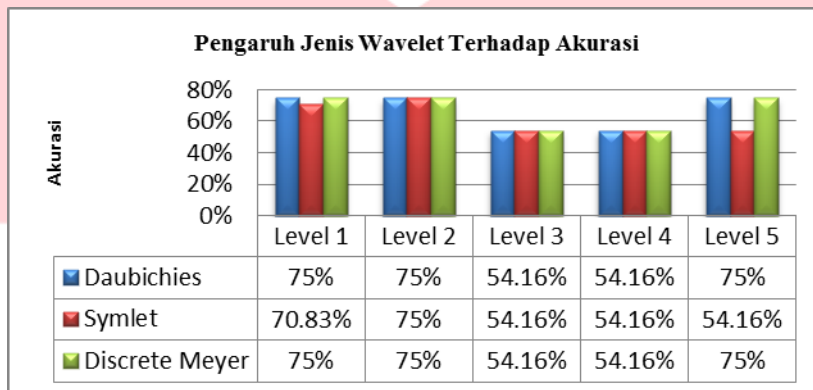


Gambar 3. Grafik Waktu Komputasi Terhadap Perubahan Jumlah PC .

Waktu komputasi tercepat diperoleh pada PC 1-20 dan yang terlama terdapat pada PC 1-60. Hal tersebut dikarenakan, semakin banyak data yang diproses maka semakin lama pula waktu yang dibutuhkan untuk memproses data.

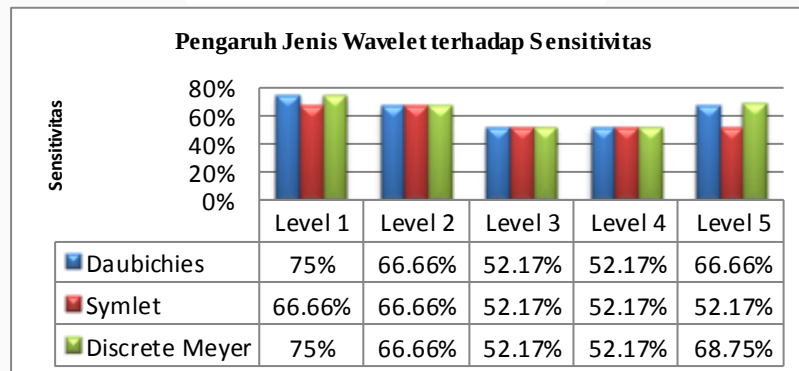
3.7.2 Hasil Perbandingan Akurasi, Sensitivitas, Spesivitas, Waktu Komputasi Berdasarkan Jenis Wavelet dan Level Dekomposisi.

Pengujian sistem dilakukan dengan melihat pengaruh perbedaan 3 jenis wavelet yaitu *Daubichies*, *Symlet*, dan *Discrete Meyer* terhadap nilai parameter sistem. Ketiga wavelet dilakukan sebanyak lima kali level dekomposisi dan masing-masing memiliki orde yang berbeda dalam proses pengambilan ciri. Data latih dan Data uji yang digunakan ada ekstraksi ciri DWT telah melewati proses *windowing* menggunakan *window hamming* dan FFT (*Fast Fourier Transform*).



Gambar 4. Grafik Tingkat Akurasi Terhadap Perubahan Jenis Wavelet dan Level Dekomposisi.

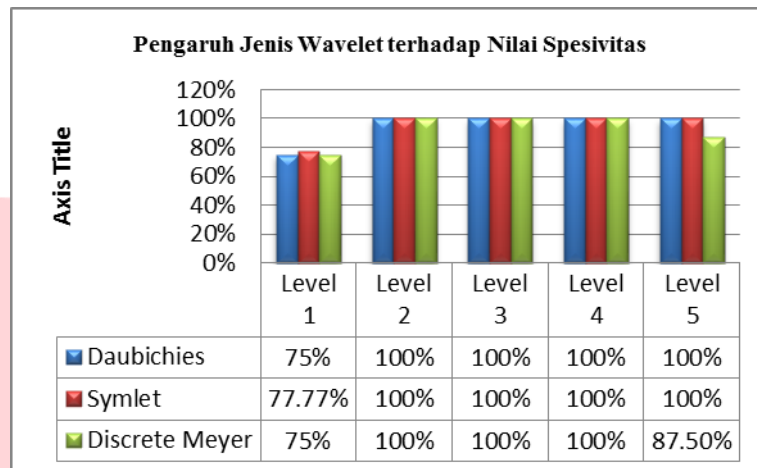
Hasil dekomposisi pada level 2, didapatkan nilai yang sama, yaitu sebesar 75%. Pada level 3 dan 4, didapatkan nilai sebesar 54.16%. Dari hasil tersebut dapat dianalisis bahwa ketiga wavelet mengambil atau memproses sinyal EKG secara acak yang dikarenakan pola (*trend*) sinyal tersebut sama, sehingga sulit untuk diamati secara visual dan melalui sistem



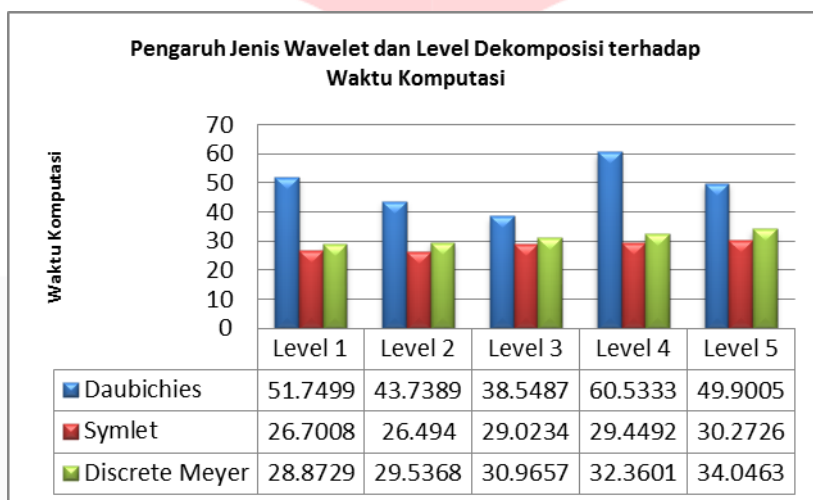
Gambar 5. Grafik Tingkat Sensitivitas Terhadap Perubahan Jenis Wavelet dan Level Dekomposisi

Nilai sensitivitas digunakan untuk mengetahui berapa banyak pasien yang berada pada kondisi normal, yaitu pasien normal yang dikenali system sebagai normal. Nilai sensitivitas tertinggi didapatkan dari wavelet *Daubechies* and *Discrete Meyer* pada level 1, yaitu 75%. Angka 75% ini menyatakan bahwa dari 12 pasien yang normal, terdapat 9 pasien yang benar dideteksi sebagai tidak sakit (normal). Sedangkan sensitivitas terendah berada pada level 3 dan 4 dengan menggunakan 3 wavelet yang berbeda. Selain itu juga pada wavelet *symlet* di level dekomposisi ke 5, dengan nilai sensitivitas 54.17%. Nilai tersebut menyatakan bahwa dari 12 kondisi normal hanya 1 yang benar dideteksi sebagai normal.

Pada Gambar 6 dapat dilihat nilai spesifitas terendah terdapat pada wavelet *daubechies* dan *discrete meyer* di level ke 1, yaitu 75%. Nilai 75% menyatakan bahwa dari 12 pasien sakit terdapat 3 pasien yang dideteksi sebagai kondisi normal.



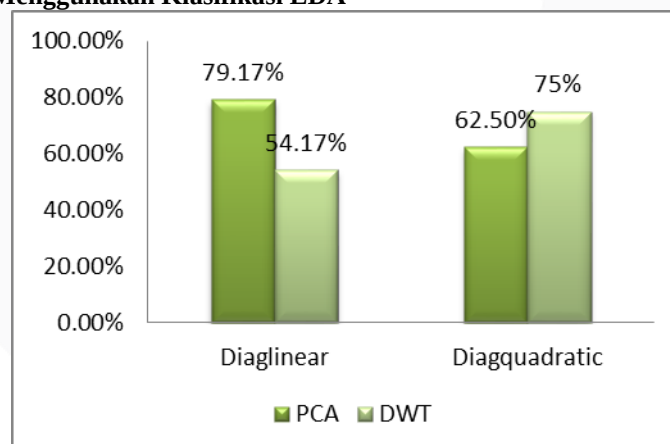
Gambar 6. Grafik Tingkat Spesivitas Terhadap Perubahan Jenis Wavelet dan Level Dekomposisi.



Gambar 7. Grafik Waktu Komputasi Terhadap Jenis Wavelet dan Level Dekomposisi.

Pada *mother wavelet symlet* dan *discrete meyer* bahwa semakin tinggi level dekomposisi maka semakin lama pula waktu yang dibutuhkan system untuk bekerja. Namun pada *mother wavelet daubechies*, kenaikan level dekomposisi tidak selalu mempengaruhi lamanya waktu komputasi, hal tersebut terjadi karena daubechies memiliki banyak orde dan panjang filter yang berbeda-beda.

3.7.3 Hasil Pengujian Menggunakan Klasifikasi LDA



Gambar 8. Grafik Nilai Akurasi Terhadap Perubahan Jenis Discriminat Analysis.

Pemakaian jenis diaglinear memberikan akurasi yang paling bagus, yaitu 79.16% untuk PCA dan jenis diagquadratic memberikan akurasi yang paling bagus sebesar 75% untuk DWT. Hal ini berarti jenis diaglinear

berhasil memaksimalkan jarak antar kelas dan meminimalkan jarak dalam kelas sehingga didapat hasil klasifikasi yang optimal.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada simulasi pendeteksian *Sleep Apnea* melalui sinyal elektrokardiogram ini, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem ini sudah mampu mendeteksi dan mengidentifikasi adanya *Sleep Apnea* melalui sinyal EKG menggunakan metode DWT dan PCA.
2. Identifikasi *Sleep Apnea* dilakukan dengan tahapan pre-processing berupa filter FIR, DC Removal, dan Normalisasi Amplitudo. Ekstraksi ciri dengan PCA dan pengambilan 60 PC, serta untuk masuk ke ekstraksi ciri DWT terlebih dahulu dilakukan proses *windowing* menggunakan *window hamming* dan FFT (*Fast Fourier Transform*) dengan menggunakan *wavelet discrete meyer* dan level dekomposisi 5.
3. Proses ekstraksi ciri dengan pengambilan jumlah PC yang banyak pada PCA tidak selalu memperbaiki atau menambah akurasi, PC dengan ciri terbaik yang memberikan akurasi maksimal. Waktu komputasi metode PCA menunjukkan bahwa semakin banyak PC yang diproses maka semakin lama pula waktu komputasinya.
4. Metode PCA lebih cocok dipasangkan dengan metode klasifikasi LDA karena menghasilkan klasifikasi yang baik untuk sinyal EKG dengan akurasi sebesar 79.1667% dan waktu komputasi sebesar 8.6s. Selain itu nilai spesifitas yang digunakan untuk mengetahui berapa banyak pasien yang positif apnea juga menunjukkan angka maksimal yaitu 100% dan nilai sensitifitasnya pun terdapat *case* yang menunjukkan angka maksimal, yaitu 100%.
5. Metode DWT juga cukup cocok dipasangkan dengan LDA karena akurasi yang dihasilkan juga cukup bagus yaitu 75% dan waktu komputasi 51s. Tetapi tidak ada *case* yang menunjukkan angka maksimal pada nilai sensitivitas sedangkan banyak *case* yang menunjukkan angka maksimal pada evaluasi hasil spesifitas. Hal tersebut menunjukkan ketidak seimbangan hasil.
6. Pada metode DWT jumlah orde dari suatu *wavelet* dan makin tingginya level dekomposisi tidak berarti bahwa nilai akurasi akan bertambah juga. Dikarenakan sinyal EKG yang digunakan sebagai masukan memiliki karakteristik yang pola nya hampir sama dan cukup sulit diamati baik secara visual maupun oleh system.
7. Semakin tinggi level dekomposisi pada DWT maka semakin lama pula nilai waktu komputasi system.
8. Jenis *discriminant analysis* diaglinear berhasil memaksimalkan jarak antar kelas dan meminimalkan jarak dalam kelas sehingga didapat hasil klasifikasi yang paling optimal.

Referensi:

- [1] Website <http://howsleepworks.com/sources.html> Mastin, Luk. 2013. (Terakhir diakses pada 28 November 2014)
- [2] Rizal, Achmad. 2014. *Instrumentasi Biomedis*. Yogyakarta : Graha Ilmu
- [3] Sutarno. 2010. *Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Sinyal Wajah*. Vol.5 No.2 (Juli 2010).
- [4] Smith, Lindsay I. 2002. *A Tutorial on Principal Component Analysis*. University of Otago. Vol. 1. (26 Februari 2002).
- [5] Adnan, Fajrian Nur, Pratnya Satria Saelindri, dan Binti Mamluatul Karomah. 2012. *Investigasi Hubungan antara Jumlah Dimensi Parameter Ekstraksi Terhadap Keakurasian Pengenalan Tanda Tangan Secara Offline*. Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2012 (Semantik 2012).
- [6] V Upanlawar, Isha and Harshal Chowhan. 2014. *Pre-processing of ECG Signals Using Filter*. Nagpur : International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT)
- [7] Afifah, Nur. 2014. *KLASIFIKASI SUARA BATUK MELALUI SINYAL DATA SUARA MENGGUNAKAN EKSTRAKSI CIRI FOURIER TRANSFORM DAN POWER SPECTRAL DENSITY SERTA METODE JARINGAN SARAF TIRUAN PROPAGASI BALKI*. Bandung : Telkom University
- [8] Ayu Lestari, Fina. 2014. *DETEKSI KISTA PERIAPIKAL MELALUI SINYAL RADIOGRAF PERIAPIKAL MENGGUNAKAN METODE DISCRETE WAVELET TRANSFORM, PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS, DAN LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS*. Bandung : Telkom University

[9] Putri Handayani, Vivi. 2013. KLASIFIKASI PENYAKIT KANKER PROSTAT MENGGUNAKAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS DAN LEAST-SQUARES SUPPORT VECTOR MACHINE (LS-SVM). Bandung : Telkom University

[10]] http://physionet.org/cgi-bin/atm/ATM?database=apneaecg&tool=plot_waveforms (diakses terakhir pada tanggal 3 Desember 2014)

[11] Aditya, Rezza. 2012. *PROTOTIPE PENGENALAN SUARA SEBAGAI PENGGERAK DINAMO STARTER PADA MOBIL*. Depok : Universitas Gunadarma