

ANALISIS EKSTRAKSI CIRI SINYAL EMG MENGGUNAKAN WAVELET DISCRETE TRANSFORM

Ikhwan Mustiadi¹⁾, Thomas Sri Widodo²⁾, Indah Soesanti³⁾

^{1,2,3)}Jurusan Teknik Elektro dan Teknologi Informasi Fakultas Teknik UGM Yogyakarta
Jalan Grafika No 2, Kampus UGM Yogyakarta 55281 Telp (0274) 552305
e-mail : badhee_lombok@yahoo.co.id

Abstrak

Sinyal *Electromyograph* (EMG) adalah salah satu sinyal biomedis yang sangat penting untuk mengetahui aktivitas kontraksi otot, hal ini sangat penting dilakukan karena banyak kelainan aktivitas otot yang terjadi. Pada penelitian ini dilakukan analisis sinyal menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) jenis *Symlet* level 8 dengan filter-filter yang dapat menganalisa sinyal EMG sehingga komponen-komponen sinyalnya dapat diketahui sebagai sesuatu yang unik untuk setiap sinyal yang di analisis, dengan 3 sinyal yang berbeda yaitu sinyal EMG Normal, *Myopathy* dan *Neuropathy*, dapat ditemukan sesuatu yang unik untuk setiap sinyal tersebut dengan mengukur daya sinyal dan menormalisasinya, pada sinyal normal, daya sinyal maksimum adalah pada koefisien aproksimasinya, pada sinyal EMG *Myopathy* adalah pada koefisien detail 3 dan pada sinyal EMG *Neuropathy* adalah pada koefisien detail 2.

Kata kunci: *Electromyograph*, otot, *Discrete Wavelet Transform*

1. PENDAHULUAN

Sinyal *Electromyography* (EMG) adalah salah satu fisiologis sinyal paling penting yang banyak digunakan dalam aplikasi klinis dan rekayasa teknologi. Untuk menggunakan sinyal EMG sebagai alat diagnostik atau sinyal kontrol, teknik ekstraksi fitur menjadi langkah penting untuk mencapai kinerja yang baik pada klasifikasi sistem pengenalan sinyal EMG. Namun demikian, kekurangan utama dari pengenalan pola EMG adalah hasil hasil pengukuran sinyal dalam kondisi mengandung *noise* yang ada terutama ketika karakteristik frekuensi *noise* adalah acak (Phinyomark, et.al, 2009) Dalam dekade terakhir, Transformasi *Wavelet* (WT) menjadi alat yang efektif untuk mengekstrak informasi yang berguna dari sinyal EMG (Pauk, 2008).

Sinyal yang digunakan pada penelitian ini adalah sinyal dari internet, yaitu dari situs Phisionet.org, dengan 3 jenis sinyal, yaitu sinyal EMG normal, sinyal EMG *Neuropathy* dan sinyal EMG *Myopathy*. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menghilangkan *noise* dan mengekstrak informasi pola sinyal yang unik sebagai bahan klasifikasi pada tahap selanjutnya, Keberhasilan pengenalan pola EMG tergantung pada pilihan fitur yang mewakili sinyal EMG mentah untuk klasifikasi. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, data EMG yang ada *didenosing*, kemudian mencari fitur yang relevan dari sinyal EMG sebagai vektor fitur untuk sebuah *classifier*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Otot adalah sebuah jaringan konektif dalam tubuh dengan tugas utamanya kontraksi. Kontraksi otot berfungsi untuk menggerakkan bagian-bagian tubuh dan substansi dalam tubuh. Ada tiga macam sel otot dalam tubuh manusia (jantung, lurik dan polos) namun yang berperan dalam pergerakan kerangka tubuh manusia adalah otot lurik (otot rangka). Otot rangka adalah jaringan peka rangsang yang diatur oleh saraf motorik *somatic* dalam kesatuan yang disebut syaraf motorik unit (*smu*). *smu* juga memiliki ambang rangsang tertentu. Jika rangsang yang diberikan melewati ambangnya, maka pada syaraf tersebut akan muncul potensial aksi dan dihantarkan sebagai impuls (Rokhana dkk. 2009).

Electromyogram adalah teknik untuk mengevaluasi dan merekam aktivitas kontraksi dan relaksasi jaringan otot lengan dan kaki. Aktivitas *Electromyogram* ditunjukkan oleh *Electromyograph* (EMG). EMG berfungsi untuk mendeteksi adanya potensial listrik yang dihasilkan oleh otot lengan dan kaki saat kontraksi dan relaksasi. Teknik pengukuran EMG yang sering digunakan adalah *surface* EMG, yaitu teknik *non-invasive* untuk mengukur hasil aktifitas elektrik otot dari proses kontraksi dan relaksasi. Oleh karena itu Penelitian tentang EMG merupakan bagian dari *biomedical engineering* yang telah berkembang pesat, sebagai contoh yaitu penelitian aplikasi *biosignal* pada manusia untuk kontrol buatan pada manusia maupun untuk mendeteksi adanya kelainan aktifitas pada otot (Rokhana, dkk, 2009).

Tujuan utama untuk sinyal bunga elektromiografi (EMG) adalah aplikasi klinis. Hal ini biasanya digunakan secara klinis untuk diagnosis masalah neurologis dan neuromuskuler. EMG juga digunakan dalam berbagai jenis laboratorium penelitian, termasuk mereka yang terlibat dalam biomekanik, kontrol motor, neuromuskuler fisiologi, gangguan gerak, kontrol postural, dan terapi fisik. EMG dikendalikan oleh sistem saraf dan tergantung pada sifat anatomis dan psikologis otot. Ini adalah sinyal listrik yang diperoleh dari organ yang berbeda. EMG biasanya merupakan fungsi dari waktu, dijelaskan dalam hal amplitudo, frekuensi dan fase (Pauk, 2008)

(Phinyomark, et.al, 2009) menyelidiki kegunaan ekstraksi fitur EMG dari berbagai tingkat dekomposisi *Wavelet* dari sinyal EMG. Berbagai tingkat *mother wavelet* digunakan untuk memperoleh komponen resolusi yang berguna dari sinyal EMG. Optimalisasi resolusi komponen EMG (sub-sinyal) terpilih dan rekonstruksi sinyal informasi yang berguna dilakukan. *Noise* dan bagian EMG yang tidak diinginkan dihilangkan pada seluruh proses ini. Sinyal EMG perkiraan yang merupakan bagian EMG efektif diekstraksi dengan fitur populer, yaitu berarti nilai absolut dan *root mean square*, dalam rangka meningkatkan kualitas keterpisahan kelas. Dua kriteria yang digunakan dalam evaluasi adalah rasio jarak *Euclidean* untuk standar deviasi dan grafik *Scatter*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa hanya fitur EMG diekstrak dari sinyal EMG direkonstruksi dari tingkat pertama dan tingkat kedua koefisien rinci menghasilkan peningkatan keterpisahan kelas di ruang fitur. Ini akan memastikan bahwa ketepatan hasil klasifikasi pola akan sangat tinggi. Dekomposisi *wavelet* yang optimal diperoleh dengan menggunakan urutan ketujuh dari *wavelet Daubechies* dan dekomposisi *wavelet* sebagainya-tingkat.

Deteksi *up-to-date*, dekomposisi menggunakan *wavelet transform*, pengolahan sinyal menggunakan HOS, dan metode klasifikasi sinyal EMG menggunakan *Dinamic Recurrent Neural Netwok* (DRNN). Dengan subyek otot rangka (Reaz dkk, 2006). Penelitian serupa identifikasi dan klasifikasi sinyal EMG pada gerak Ekstensi – fleksi siku (gerak 45°, 90° dan 135°) dengan menggunakan metode konvolusi dan JST. Pengambilan data EMG menggunakan bantuan peralatan medis *Biopac* MP30. Output *Biopac* berupa sinyal rms EMG, dan disampling sebanyak 2000 titik. Diperoleh nilai amplitudo rata-rata sebesar 0,242mV pada sinyal gerak lengan 45°, 0,253 pada sinyal gerak lengan 90° dan 0,372mV untuk sinyal gerak lengan 135°. Proses berikutnya adalah *Hamming windowing* dengan frekuensi *stop band* atenuasinya sebesar -53dB. Kemudian dilakukan pemfilteran secara digital tipe *Band Pass Filter* dengan frekuensi *cut off* 50Hz dan 500Hz. Disini dilakukan proses konvolusi sinyal EMG terhadap respon impuls filter FIR, dengan hasil nilai rata-rata output sinyal sebesar 0,0712mV untuk sinyal gerak lengan 45°, 0,092mV untuk sinyal gerak lengan 90° dan 0,163 untuk sinyal gerak lengan 130° dengan penurunan amplitudo rata-rata sebesar 0,12mV. Identifikasi sinyal dilakukan oleh metode JST. Diperoleh parameter optimal untuk memproses 2000 titik data sinyal EMG dengan kebutuhan 3 kategori output adalah layer *hidden* 4 neuron dan layer output digunakan 2 output, *learning rate* sebesar 0,75 dengan nilai iterasi maksimum sebanyak 2000 iterasi, toleransi *error* 0,001 dan *sum square error* sebesar 0,0369. Diperoleh hasil pengujian nilai akurasi sebesar 78,33% untuk data *learning* (sudah teruji), akurasi 54,3% untuk input belum teruji (Rokhana dkk, 2009)

Transformasi Wavelet

Transformasi adalah proses merepresentasikan suatu sinyal ke dalam domain (kawasan) lain. Tujuan dari transformasi adalah untuk lebih menonjolkan sifat atau karakteristik sinyal tersebut.

Definisi *Wavelet* (secara harfiah adalah gelombang kecil) adalah himpunan fungsi dalam ruang vektor L^2I , yang mempunyai sifat Berenergi terbatas

Merupakan fungsi bandpass pada domain frekuensi

Merupakan hasil penggeseran (translasi) dan penskalaan (dilatasi) dari sebuah fungsi induk, yaitu:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

Dengan a,b $\in \mathbb{R}$ (bilangan nyata) dan $a \neq 0$. Dalam hal ini a adalah parameter penskala dan b adalah parameter penggeser posisi terhadap sumbu t. Faktor normalisasi $|a|^{1/2}$ digunakan untuk memastikan bahwa

$$|\psi_{a,b}(t)| = |\psi(t)| \quad (2)$$

Pada dasarnya transformasi wavelet merupakan sebuah teknik pemrosesan sinyal multiresolusi. Dengan sifat penskalaannya, wavelet dapat memilah-milah suatu sinyal data berdasarkan komponen frekuensi berbeda-beda. Dengan demikian tiap-tiap bagian dapat dipelajari berdasarkan skala resolusi, sehingga diperoleh gambaran data secara keseluruhan dan detail.

Jadi teori wavelet didasari oleh pembangkitan sejumlah tapis (filter) dengan cara menggeser dan menskala suatu wavelet induk (*Mother Wavelet*) berupa tapis pelewat tengah (band-pass filter) dengan demikian hanya diperlukan pembangkitan sebuah tapis. Tapis lain mengikuti aturan penskalaan, baik pada kawasan waktu maupun kawasan frekuensi. penambahan skala wavelet akan meningkatkan durasi waktu, mengurangi lebar bidang (*bandwidth*) dan menggeser frekuensi pusat ke nilai frekuensi yang lebih rendah. Sebaliknya pengurangan skala menurunkan durasi waktu, menambah lebar bidang (*bandwidth*) dan menggeser frekuensi ke nilai frekuensi yang lebih tinggi.

Perapatan dan peregangannya akan menskala tanggapan frekuensi wavelet yang dibangkitkan, sehingga menghasilkan sejumlah *Wavelet* yang mencakup rentang frekuensi yang diinginkan. Kumpulan *Wavelet* ini dapat dianggap sebagai suatu bank tapis (*filter bank*) untuk analisis sinyal.

Keuntungan transformasi *wavelet* adalah bahwa jendelanya bervariasi. Untuk mengisolasi ketidakkontinyuan sinyal, dapat digunakan fungsi basis yang sangat pendek. Pada saat yang sama, untuk analisis frekuensi secara terperinci, dapat digunakan fungsi basis yang sangat panjang.

Secara garis besar, transformasi *Wavelet* dibedakan menjadi 2 yaitu transformasi wavelet kontinu (*Continuous Wavelet Transform* atau *Integrated Wavelet Transform*) dan transformasi *Wavelet* diskrit. Versi diskrit ada yang bersifat semi diskrit yang dikenal dengan runtun wavelet (*Wavelet Series*), dan ada yang diskrit penuh dikenal dengan Transformasi *Wavelet* Diskrit (*Discret Wavelet Transform*).

Pada transformasi *Wavelet* kontinu, waktu t serta parameter penskala a dan penggeser b berubah secara kontinu (dengan $a \neq 0$). Transformasi *Wavelet* kontinu fungsi $f(t)$ didefinisikan dengan:

$$\begin{aligned} TWR_f(a, b) &= (\psi_{a,b}(t) \cdot f(t)) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{a,b}(t) f(t) dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt \end{aligned} \quad (3)$$

Transformasi *Wavelet* Kontinu ini mempunya dua kelemahan, yaitu *redundancy* dan ketidakpraktisan (*impracticility*). Masalah tersebut dapat diselesaikan dengan mendiskritkan parameter a dan b . Pada transformasi yang bersifat semi diskrit dilakukan pendiskritan terhadap parameter a dan b , sengan $a = a_0^j$ dan $b = a_0^j k b_0$ dimana j dan k bilangan bulat, serta $a_0 > 1$ dan $b_0 > 0$. Pemilihan nilai a_0 dan b_0 bergantung pada *Wavelet* ψ yang berkaitan dengan:

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^j}} \psi\left(\frac{t - k b_0 a_0^j}{a_0^j}\right) = \frac{1}{\sqrt{a_0^j}} \psi\left(\frac{t}{a_0^j} - k b_0\right) \quad (4)$$

Pendiskritan a dan b menghasilkan runtun *Wavelet* (RW, yaitu:

$$RW(a_0^j, a_0^j k b_0) = \frac{1}{\sqrt{a_0^j}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t}{a_0^j} - k b_0\right) f(t) dt \quad (5)$$

Dengan membuat waktu t menjadi diskrit maka diperoleh DWT, yaitu:

$$DWT(a_0^j, a_0^j k b_0) = \frac{1}{\sqrt{a_0^j}} \sum_n \psi\left(\frac{t}{a_0^j} - k b_0\right) f(n) \quad (6)$$

Untuk $a_0 = 2$ dan $b_0 = 1$, *Wavelet*nya disebut dyadic, yaitu:

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t}{2^j} - k\right) \quad (7)$$

DWT nya menjadi:

$$DWT_{dy}(2^j, 2^j k) = 2^{j/2} \sum_n \psi(2^j n - k) f(n) \quad (8)$$

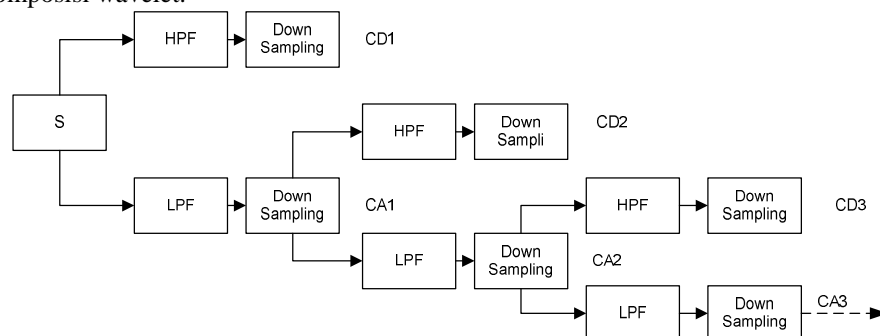
Sinyal masukan S dilewatkan melalui 2 filter komplementer (*low-pass filter* dan *High-pass filter*) dan *downsampling* dengan membuang setiap data dari keduanya, sehingga diperoleh koefisien pendekatan cA (komponen frekuensi rendah) dan koefisien detil cD (komponen frekuensi tinggi). Proses ini dapat diiterasi dengan cara memlanjutkan dekomposisi terhadap koefisien cA . Dengan demikian suatu sinyal dapat dipecah (didekomposisi) menjadi komponen-komponen dengan resolusi lebih rendah.

Proses sitesis sebagai kebalikan dari analisis bertujuan merekonstruksi sinyal masukan S , koefisien-koefisien cA dan cD dengan *upsampling* dan *filtering*. *Upsampling* merupakan proses penyisipan nilai nol anatar dua data. Teknik rekonstruksi ini dapat diperluas untuk komponen-komponen analisis multi-resolusi sampai pada tingkat tertentu.

Proses dekomposisi merupakan bagian analisis sinyal dengan DWT dan rekonstruksi yang merupakan bagian sistesis sinyal dengan DWT balik bertingkat sampai oktaf tertentu.

Wavelet Discrete Transform merupakan pentransformasian sinyal diskrit menjadi koefisien-koefisien *wavelet* yang diperoleh dengan cara menapis sinyal menggunakan dua buah tapis yang berlawanan (Bagus dkk, 2006)

Dekomposisi wavelet.



Gambar 1. Dekomposisi *Wavelet*

Dekomposisi *Wavelet* adalah teknik untuk menguraikan sinyal menjadi koefisien detail dan koefisien koefisien aproksimasi seperti dibahas di depan dengan menggunakan HPF dan LPF dan *down sampling*.

Daubechies dan Symlet

Wavelet daubechies secara historial berasal dari *Haar*. *Wavelet Daubhecies* ini merupakan karya gemilang dari ingrid *Daubhecies*. Dengan menggunakan program dari Mallat, dia mampu menyempurnakan hasil karya *Haar*.

Daubechies ditopang secara kompak oleh *Mother wavelet* ψ dan fungsi skala ϕ dalam interval $\{0, 2N-1\}$ dengan N bilangan bulat ≥ 1 dan mempunyai sifat sebagai berikut:

1. Fungsi ψ mempunyai sejumlah tertentu momen nol, yaitu

$$\int_{-\infty}^{\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad (8)$$

Untuk $k=0, 1, 2, 3, \dots, N-1$

2. Mempunyai konjugasi kuadrat bentuk dekomposisi filter *lowpass* dan *high pass* berhingga, yang memungkinkan untuk mengoptimalkan perhitungan koefisien *Wavelet* dengan algoritma dekomposisi dari *S Mallat*.

Pada kasus dengan $N=1$, $\phi(x)$ akan merupakan fungsi penunjuk dari $\{0, 1\}$ sedangkan $\psi(x)$ akan bernilai 1 pada $[0, 1/2]$, akan bernilai -1 pada $[1/2, 1]$ dan bernilai 0 untuk yang lain, maka bentuk khusus yang paling sederhana ini merupakan sistem *wavelet Haar* (ditulis sebagai 'db1'). Umumnya *Wavelet Deubechies* ditulis sebagai 'dbN' dengan N menunjukkan orde.

Selanjutnya, Ingrid Deubhecies mencoba memodifikasi *Wavelet* yang telah dibentuknya menjadi lebih simetrik dengan tanpa meninggalkan kesederhanaan yang telah dimiliki sistem sehingga dikatakan sebagai *Wavelet symlet* dengan memiliki sifat yang sama dengan *Wavelet Deubechies*.

3. METODE PENELITIAN

Bahan penelitian

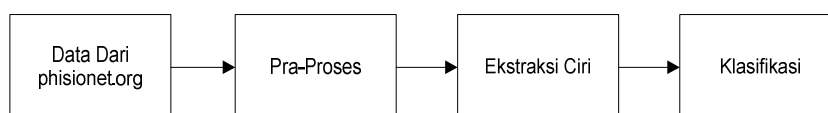
Bahan penelitian yang digunakan adalah sinyal EMG yang ada di internet yaitu dari Phisionet.org.. Data yang didapatkan dari akuisisi dan sampel tidak langsung inilah yang menjadi bahan untuk dianalisis dan diklasifikasi.

Alat penelitian

Penelitian ini menggunakan beberapa alat penelitian yaitu:

1. *Discrete Wavelete Transform (DWT)* sebagai pengolah sinyal EMG.
2. *MATLAB 7.6*. sebagai software yang akan menjalankan komputasi DWT pada bagian depan.

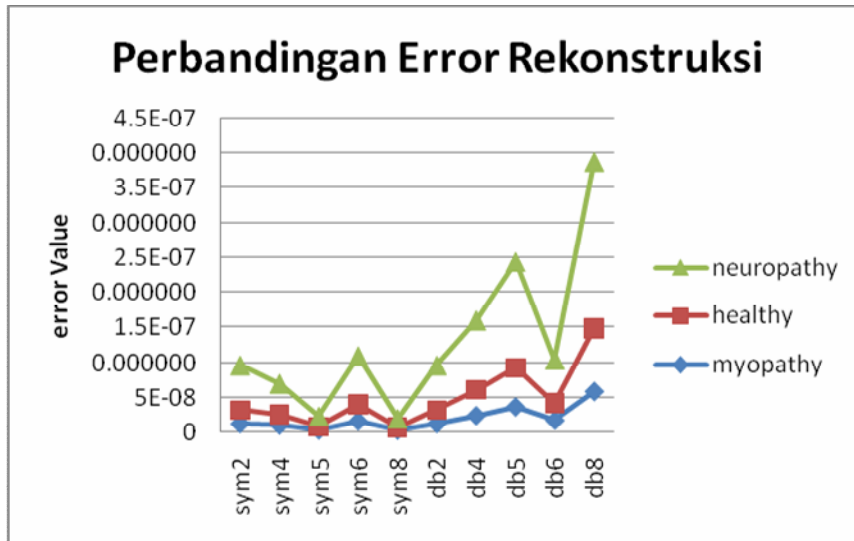
Jalan penelitian



Gambar 2. Blok Diagram Ekstraksi Ciri Sinyal EMG

Pada penelitian ini menggunakan Matlab sebagai alat penelitiannya. Akuisisi data dengan menggunakan alat yang dimiliki oleh kampus, akuisisi data untuk memperoleh sinyal EMG umum (diasumsikan sebagai sinyal EMG normal) dengan mengambil data dari teman-teman yang bersedia. Setelah pengambilan data, kemudian difilter dengan filter *software* diolah didalam Matlab. Kemudian dilakukan transformasi *wavelet* untuk mengurai sinyal (proses dekomposisi) menjadi koefisien-koefisien *wavelet*, mencari *Power Spektral Density*, kemudian menormalisasi sinyal sehingga mendapatkan nilai *range* dari 0 sampai 1. Nilai inilah yang menjadi ciri unik untuk setiap sinyal.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

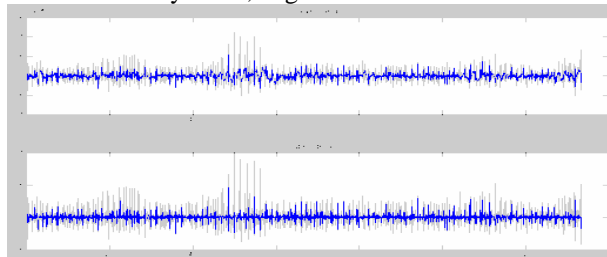


Gambar 3. Perbandingan *Error Rekonstruksi* antara *Wavelet Symlet* dan *Wavelet Deubechies*

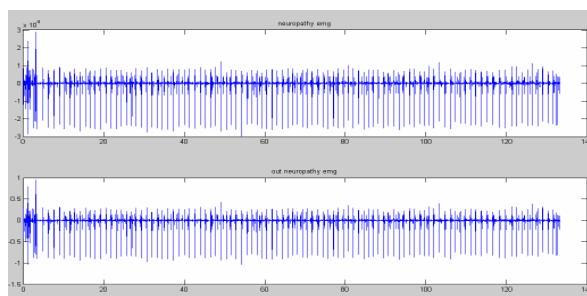
Pengujian error rekonstruksi untuk dua jenis wavelet yaitu Symlet dan *Deubechies* dengan 3 sinyal yang berbeda dengan berbagai level dekomposisi menghasilkan metode *wavelet symlet* level 8 memiliki *error* rekonstruksi paling kecil dengan 3.07E-09 untuk sinyal EMG *Myopathy*, 4.43E-09 untuk sinyal EMG *Healthy* dan 1.24E-08 untuk sinyal EMG *Neuropathy*

Pra proses

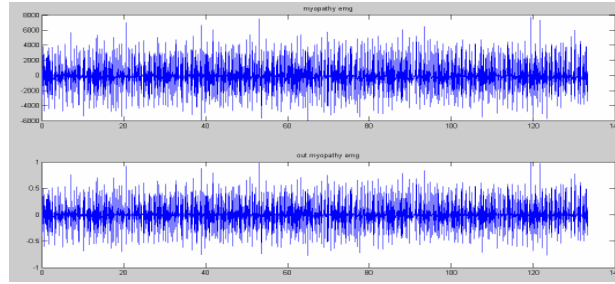
Gambar 4, gambar 5, dan gambar 6 adalah hasil dari pengujian deteksi *baseline wander*, yang terdiri dari dua sinyal, yaitu bagian atas adalah sinyal asli, bagian bawah adalah hasil deteksi adanya *Baseline Wander*.



Gambar 4. deteksi *baseline wander* untuk sinyal EMG normal



Gambar 5. Deteksi *Baseline Wander* Untuk Sinyal EMG *Neuropathy*

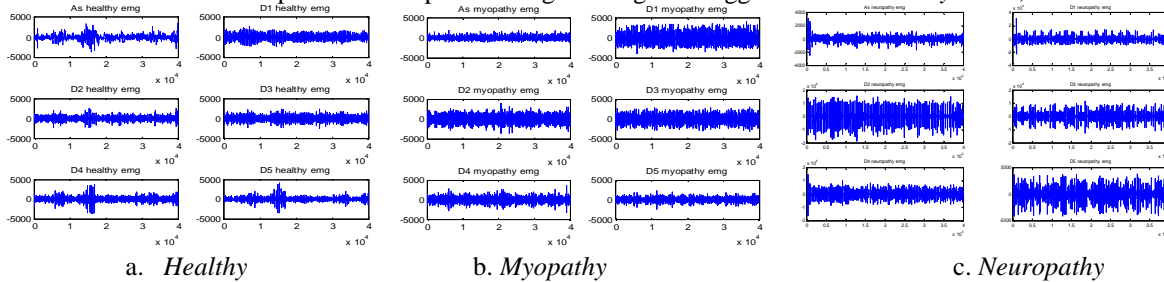


Gambar 6. Deteksi *Baseline Wander* Untuk Sinyal EMG *Myopathy*

Dari ketiga sinyal pada gambar 4, gambar 5 dan gambar 6, tidak terlihat adanya *Baseline Wander*, sehingga pemrosesan sinyal selanjutnya dapat dilakukan.

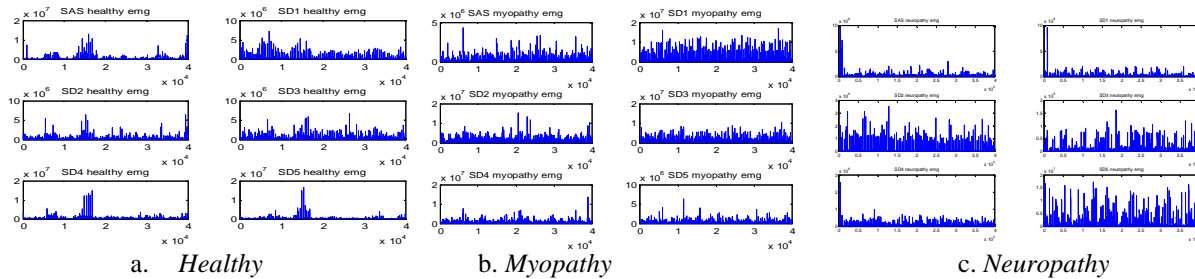
Ekstraksi Ciri

Gambar 7 adalah proses dekomposisi 5 tingkat dengan menggunakan *Wavelet Symlet 8*,



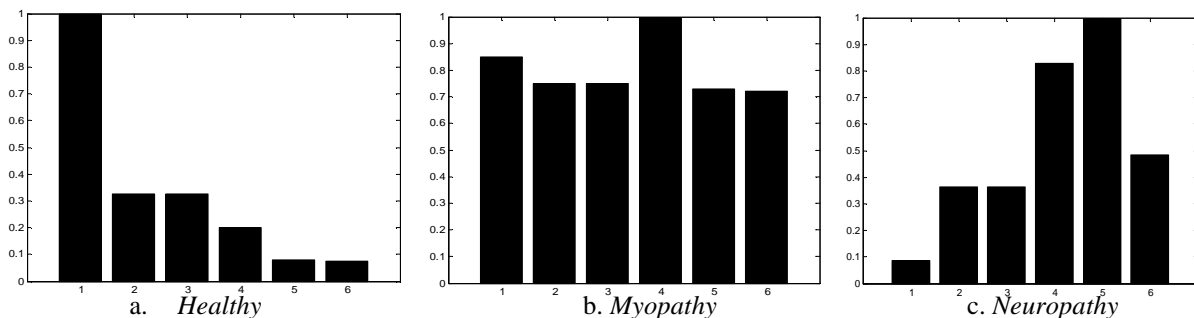
Gambar 7. Dekomposisi Wavelet 5 Tingkat untuk sinyal EMG *Healthy*, *Myopathy* dan *Neuropathy*

Dekomposisi 5 tingkat dengan *Wavelet Symlet* (gambar 7) adalah proses untuk mengurai sinyal menjadi 6 bagian yaitu cA5, cD5, cD4, cD3, cD2 dan cD 1 yang diwakili oleh tiap-tiap kotak pada gambar 7. Perbedaan amplitudo dan kerapatan sinyal juga diperlihatkan untuk sinyal EMG *Healthy*, *Myopathy* dan *Neuropathy*. Proses selanjutnya adalah mengukur daya sinyal.



Gambar 8. *Power Spektral Density* 5 Tingkat untuk *Healthy*, *Myopathy* dan *Neuropathy*

Pengukuran daya sinyal pada gambar 8 menunjukkan kekuatan sinyal pada masing-masing koefisien detail dan aproksimasi, untuk masing-masing sinyal, daya sinyal tidak selalu sama. Proses selanjutnya adalah menormalisasi daya sinyal sehingga didapatkan daya sinyal maksimal 1 dan yang terkecil adalah 0, sehingga hasil dari pengukuran daya sinyal ini menjadi sesuatu yang unik dari masing-masing sinyal.



Gambar 9. Daya Sinyal untuk Sinyal Normal, *Myopathy* dan *Neuropathy*

Ekstraksi ciri untuk masing-masing sinyal adalah

1. *Healthy*, pada sinyal EMG Normal, daya sinyal yang maksimal adalah pada sinyal frekuensi terendah yaitu pada frekuensi 0-62,5 Hz yang merupakan Aproksimasi 5, atau dapat diwakili oleh matriks yang berurutan untuk cA5, cD5, cD4, cD3, cD2, cD1
1.0000 0.3174 0.3174 0.2082 0.0730 0.0742
2. *Myopathy*, pada sinyal EMG *Myopathy*, daya sinyal yang paling kuat (maksimal adalah pada CD3 atau pada daerah frekuensi 250-500Hz, dengan kekuatan sinyal hampir merata untuk setiap koefisien detail dan aproksimasi, atau dapat diwakili oleh matriks yang berurutan untuk cA5, cD5, cD4, cD3, cD2, cD1
0.8497 0.7497 0.7497 1.0000 0.7287 0.7198
3. *Neuropathy*, pada sinyal EMG *Neuropathy*, daya sinyal yang paling kuat (maksimal adalah pada CD2 atau pada daerah frekuensi 500-1000Hz, atau dapat diwakili oleh matriks yang berurutan untuk cA5, cD5, cD4, cD3, cD2, cD1
0.0868 0.3630 0.3630 0.8290 1.0000 0.4842

5. KESIMPULAN

Setelah melakukan pemrosesan sinyal EMG mulai dari mencari jenis wavelet yang cocok dan terbaik untuk mengolah sinyal sampai menemukan ciri yang unik untuk masing-masing sinyal yang dianalisis, maka dapat diambil beberapa kesimpulan:

1. Ada beberapa jenis wavelet yang ada, tetapi dari hasil pengujian dengan 3 sinyal EMG yang berbeda, didapatkan error rekonstruksi paling kecil dengan menggunakan wavelet Simlet level 8.
2. Dengan melakukan dekomposisi pada sinyal, memungkinkan kita untuk melihat komposnen sinyal pada range frekuensi tertentu, semakin banyak koefisien detail yang dibuat, maka semakin spesifik komponen sinyal yang kita dapat. Pada setiap koefisien bisa dilihat daya sinyalnya.
3. Ekstraksi ciri pada masing-masing sinyal dengan menormalisasi daya sinyal memperlihatkan bagian yang unik untuk setiap sinyal, pada sinyal EMG normal, daya sinyal maksimal adalah pada frekuensi terendahnya atau pada koefisien aproksimasi (cA5). Pada sinyal EMG *Myopathy* daya sinyal maksimal pada koefisien detail 3 (cD3), tetapi untuk sinyal pada koefien yang lain hampir seimbang. Pada sinyal EMG *Neuropathy* daya sinyal maksimumnya pada koefisien detal 2 (cD2), yang terendah pada koefisien aproksimasi dengan nilai 0.0868.

DAFTAR PUSTAKA

- Bagus. I. K, Widiartha, Wijaya. I. G. P. S, 2006, Pencarian Citra Menggunakan Metode Transformasi *Wavelet* dan Metrika Histogram Terurut, *Jurnal Teknik Elektro Vol. 6, No. 1, Maret 2006: 46 – 53*
- Pauk.j, 2008, Different Techniques for EMG Signal Processing, *Vibromechanika. Journal of Vibroengineering*. 2008 december, volume 10, issue 4, issn 1392-8716
- Phinyomark A, Limsakul C, and Phukpattaranont P, A Novel Feature Extraction for Robust EMG Pattern Recognition, *journal of computing, volume 1, issue 1, december 2009, issn: 2151-9617*
- Phinyomark A, Limsakul C, and Phukpattaranont P, 2011, Application of Wavelet Analysis in EMG Feature Extraction for Pattern Classification, *Measurement Science Review, Volume 11, no. 2*
- Reaz M. B. I, Hussain. M. S, Yasin. M, 2006, Techniques of EMG Signal Analysis: Detection, Processing, Classification and Applications, *Biol. Proced. Online* 2006; 8(1): 11-35.
- Rokhana. R, Kemalasari, Wardana. P.S, 2009, *Identifikasi Sinyal Electromyograph (Emg) Pada Gerak Ekstensi-Fleksi Siku Dengan Metode Konvolusi Dan Jaringan Syaraf Tiruan*, Kampus PENS ITS Sukolilo, Surabaya