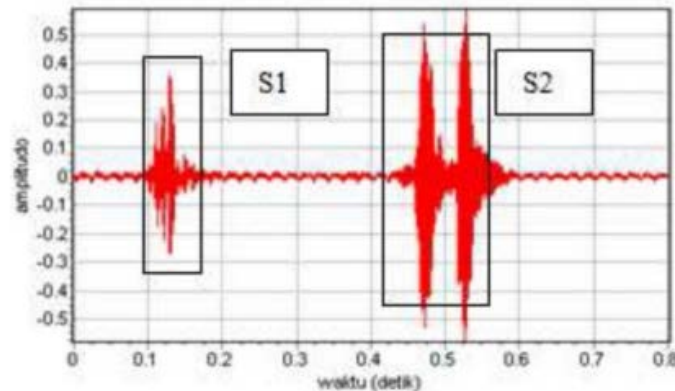


BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Suara Jantung

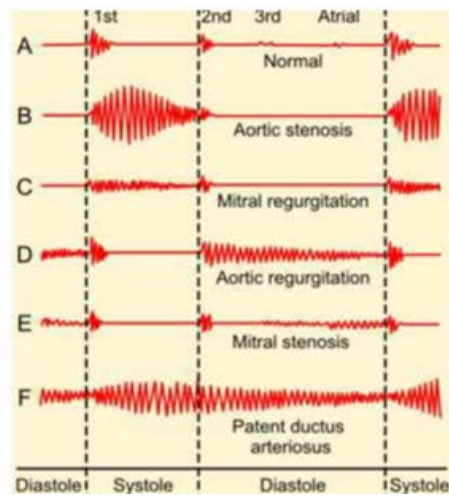
Suara jantung merupakan salah satu contoh sinyal bunyi yang dihasilkan dari denyut jantung atau siklus jantung. Siklus jantung adalah interval dari akhir satu kontraksi jantung ke akhir kontraksi berikutnya. Siklus jantung terdiri dari dua periode, yaitu periode kontraksi (*sistole*) dan relaksasi (*diastole*) (Abbas K, 2009). Selama sistole, ruang jantung memompa darah keluar, sedangkan selama diastole, ruang jantung terisi dengan darah. Selama fase sistolik dan diastolik, suara jantung dihasilkan dari pembukaan dan penutupan katup jantung, aliran darah di dalam jantung dan getaran otot jantung. Suara jantung pertama memiliki empat komponen, suara jantung pertama (S1) hanya komponen dua dan tiga yang terdengar disebut M1 dan T1. Suara jantung kedua (S2) disebabkan oleh penutupan katup semilunar (aortic dan pulmonary) terjadi saat akhir ventrikular sistole, memiliki dua komponen yaitu aortic (A2) dan pulmonary (P2). Suara jantung ketiga (S3) disebabkan oleh osilasi darah antara dinding aorta dan ventrikular. Suara jantung terakhir (S4) disebabkan oleh turbulensi dari ejeksi darah. Suara jantung ketiga dan keempat disebabkan oleh berakhirnya fase pengisian ventrikular, setelah fase isovolumetrik dan kontraksi atrial (Lehrer, 1994).



Gambar 2.1 Sinyal suara jantung normal satu siklus

(puspasari, arifin, & Hendradi, 2012).

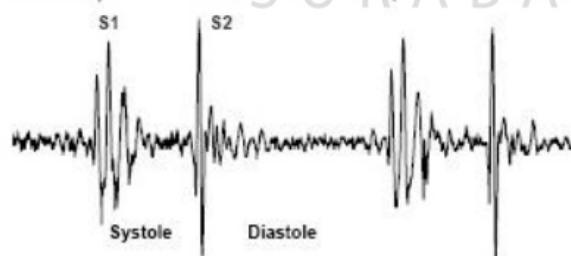
Jantung yang tidak normal memperdengarkan suara tambahan yang disebut murmur. Murmur disebabkan oleh pembukaan katup yang tidak sempurna atau *stenosis* atau oleh *regurgitasi* yang disebabkan oleh penutupan katup yang tidak sempurna dan mengakibatkan aliran balik darah. Murmur diklasifikasikan menjadi murmur sistolik dan diastolik, tergantung pada fase terjadinya. Murmur sistolik adalah bunyi yang terdengar terus menerus diantara S1 dan S2. Murmur diastolik adalah bunyi yang terdengar terus menerus antara S2 dan S1 berikutnya (Lehrer, 1994). Murmur diastolik awal dimulai dari S2 dan memuncak pada fase pertama dari tiga fase periode diastole. Hal ini menyebabkan S2 sulit terdengar, sedangkan S1 dapat terdengar dengan mudah. Penyebab yang umum adalah regurgitasi aorta dan pulmonal pulmonal. Pada gambar 2.2 ditunjukkan beberapa contoh sinyal murmur.



Gambar 2.2 Ragam gelombang suara jantung normal dan abnormal

2.2 Phonocardiogram

Phonocardiogram adalah teknik dalam penelusuran suara jantung dan pencatatan getaran akustik jantung melalui suatu transduser mikrofon yang akan direkam dan ditampilkan pada osiloskop. Suatu mikrofon yang dirancang khusus ditempatkan pada dinding dada sehingga getaran yang dihasilkan oleh jantung dapat diterima, diperkuat, serta direkam (Amrullah, 2012).



Gambar 2.3 *Phonocardiogram* Jantung (Amin, 2007)

Suara-suara ini mengindikasikan laju dan ritme jantung dalam memompa darah. Suara ini juga memberikan informasi tentang efektifitas pemompaan jantung dan aktifitas katup-katup jantung. Suara jantung dapat digunakan lebih

efisien dengan dokter ketika mereka ditampilkan secara visual (Amin, 2007). Dengan adanya hasil PCG dari pasien, ahli medis dapat mendengar kembali, melihat perekaman secara visual, serta dapat menganalisis dan mengolah data tersebut sesuai dengan kebutuhan.

2.3 *Noise*

Noise dapat didefinisikan sebagai sinyal yang tidak diinginkan yang muncul pada komunikasi, pengukuran, persepsi atau pemrosesan dari sebuah sinyal yang mengandung informasi. *Noise* muncul dalam berbagai tingkatan dalam hampir semua lingkungan, termasuk di dalamnya adalah sinyal suara.

Secara umum, *noise* dapat menyebabkan kesalahan atau bahkan merusak proses komunikasi maka dari itu, pemrosesan *noise* adalah bagian penting dan integral dari telekomunikasi modern dan sistem pemrosesan sinyal. Keberhasilan dari sebuah metode pemrosesan *noise* bergantung pada kemampuannya untuk mengkarakterisasi dan memodelkan proses *noise*, dan menggunakan karakteristik *noise* secara menguntungkan untuk membedakan sinyal dengan *noise*.

2.3.1 *Gaussian Noise*

Noise Gaussian merupakan model *noise* yang mengikuti distribusi normal standar dengan rata-rata nol dan standar deviasi 1. Efek dari *noise* ini adalah munculnya titik-titik berwarna yang jumlahnya sama dengan persentase *noise*.

Dengan rumus :

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2} \quad (2.1)$$

Noise gaussian dapat dibangkitkan dengan cara membangkitkan bilangan acak $[0,1]$ dengan distribusi *gaussian*. Kemudian untuk titik-titik yang terkena *noise*, nilai fungsi ditambahkan dengan nilai *noise* yang ada, atau dirumuskan dengan:

$$y(i, j) = x(i, j) + p.a \quad (2.2)$$

dimana: a = nilai bilangan acak berdistribusi gaussian

p = prosentase *noise*

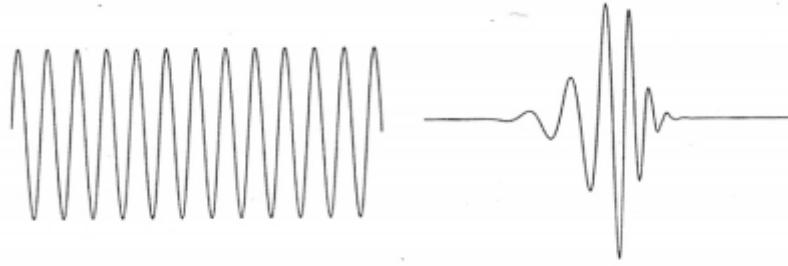
$y(i,j)$ = nilai citra terkena *noise*.

$x(i,j)$ = nilai citra sebelum terkena *noise*.

Untuk membangkitkan bilangan acak berdistribusi *gaussian*, tidak dapat langsung menggunakan fungsi `rnd`, tetapi diperlukan suatu metode yang digunakan untuk mengubah distribusi bilangan acak ke dalam fungsi f tertentu.

2.4 Wavelet

Wavelet adalah sebuah gelombang kecil, yang dimana energinya terkonsentrasi dalam waktu untuk menyediakan alat bantu analisis non-stationer atau perubahan waktu. Karakteristik *wave* bergerak masih tetap dimiliki, namun juga dapat mensimulasikan analisis waktu-frekuensi dengan dasar matematika yang fleksibel. Hal ini diilustrasikan dalam Gambar 2.4 dimana *wave* (kurva sinus) bergerak dengan amplitudo sama pada $-\infty \leq t \leq \infty$ sehingga memiliki energi yang tak berhingga, dengan *Wavelet* yang memiliki energi berhingga terkonsentrasi pada suatu titik (Burrus, Gopinath, Guo, 1998).



Gambar 2.4 Bentuk Sebuah *Wave* dan *Wavelet*
(Burrus, Gopinath, Guo, 1998).

2.4.1 Transformasi *Wavelet*

Transformasi *Wavelet* adalah metode transformasi yang mengadopsi metode *Fourier Transform* dan *Short Time Fourier Transform* (STFT). Dengan memperbaiki kelemahan yang terdapat dalam metode STFT, maka pada *Wavelet Transform* antara lain dapat melakukan:

- Transformasi *Fourier* dengan memanfaatkan *window function* tidak digunakan lagi. Sehingga puncak tunggal (*single peak*) atau frekuensi yang bernilai negatif tidak dihitung lagi.
- Lebar *window* diubah seiring dengan perhitungan transformasi untuk setiap sinyal yang ada (Ini merupakan karakteristik yang paling signifikan dari *Wavelet Transform*).

Inti dari prosedur analisis *wavelet* adalah memilih fungsi dasar dari *wavelet*, yang dinamakan *mother wavelet*. Karena sinyal asli dapat direpresentasikan dalam hal ekspansi *wavelet* (menggunakan koefisien dalam kombinasi linier dari transformasi *wavelet*), operasi data dapat dilakukan dengan menggunakan koefisien *wavelet* yang sesuai. *Wavelets* pertama kali diperkenalkan oleh A. Haar

tahun 1909 (Amin, 2007). *Wavelet* ini, tidak selalu terdiferensiasi, sehingga menyebabkan penerapan *wavelet Haar* terbatas. Pada tahun 1960 dan 1970 R. Coifman melakukan penelitian tentang *wavelet*. Kemudian pada tahun 1980, Grossman dan Morlet mendefinisikan *wavelet* dalam konteks fisika kuantum. Tahun 1985, Stephen Mallat menggunakan *wavelet* untuk pengolahan sinyal digital. Terinspirasi oleh Mallat, Y. Meyer mengkonstruksikan *non-trivial wavelet* yang pertama. Tidak seperti *wavelet Haar*, *Meyer wavelet* dideferensiasikan secara terus menerus. Tahun 1986, pasangan Ingrid Daubechies menggunakan *wavelet Mallat* untuk mengkontruksi sebuah fungsi dasar orthonormal.

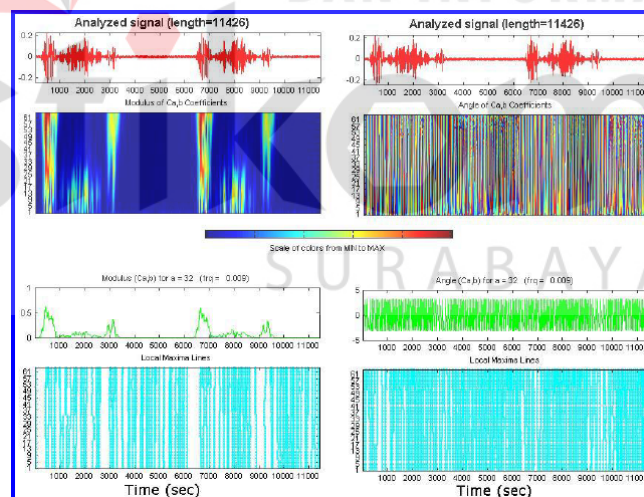


Gambar 2.5. Ilustrasi Transformasi *Wavelet* (Kauhoik, 2014).

2.4.2 Dekomposisi *Wavelet*

Wavelet dapat digunakan untuk melakukan analisis multi resolusi yang akan menghasilkan informasi dalam ranah waktu dan frekuensi. Skala atau resolusi yang biasanya dilihat pada data merupakan peranan yang penting.

Algoritma *Wavelet* memproses data pada skala atau resolusi yang berbeda-beda. Pada Gambar menunjukkan dekomposisi pada sinyal PCG berdasarkan pendekatan *Wavelet*. Pada Gambar 2.6 dapat dilihat jika sebuah sinyal dengan jendela yang besar, maka seseorang hanya akan memperhatikan informasi sinyal secara general, begitu juga saat sinyal dengan jendela yang kecil maka seseorang hanya akan memperhatikan sinyal pada detailnya saja, sehingga penggunaan resolusi yang bervariasi sangat diperlukan. Dasar dari prosedur analisis *Wavelet* adalah pemilihan fungsi *prototype* yang disebut *Mother Wavelet*. Analisis sementara dilakukan dengan frekuensi tinggi yang merupakan versi dari *prototype Wavelet*, sedangkan untuk analisis frekuensi dilakukan dengan dilatasi pada frekuensi rendah dari *Wavelet* yang sama (Abbas, 2009).



Gambar 2.6 Dekomposisi Sinyal PCG Dengan Menggunakan *Wavelet*.
(Abbas, 2009)

2.4.3 Discrete Wavelet Transform

Discrete Wavelet Transform (DWT) skalanya dan translasinya tidak berubah secara kontinu tapi berubah secara diskrit, sehingga menghasilkan rumus sebagai berikut

$$\psi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{s_0^s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s_0^s}\right) \quad (2.3)$$

s dan τ adalah integer dan s_0^s adalah *step* dilatasi yang telah baku sesuai dengan aturan dyadic dan nilainya harus lebih besar dari satu. τ_0 adalah parameter translasi yang nilainya harus besar dari nol dan tergantung pada perubahan dilatasi. Efek dari mendiskritkan *Wavelet* berdampak pada waktu-skala yang menjadi interval-interval diskrit. Jika sampel dari axis frekuensi yang berhubungan dengan dyadic sampel yaitu $s_0 = 2$, dan jika nilai translasi yang dipilih adalah 1 berarti $\tau_0 = 1$, maka akan persamaan 2.3 akan menjadi

$$\psi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{2^s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{2^s}\right) \quad (2.4)$$

(Abbas, Bassam, 2009)

Dengan menggunakan fungsi *Wavelet* diskrit diatas sehingga diperoleh *Discrete Wavelet Transform* sebagai berikut

$$T_{s,\tau} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{s,\tau}(t) dt \quad (2.5)$$

$T_{s,\tau}$ dikenal sebagai koefisien detil *Wavelet* pada indek skala s dan lokasi τ . *Wavelet* diskrit *dyadic orthonormal* berkaitan dengan fungsi penskala dan persamaan dilatasinya. Fungsi penskala berkenaan dengan penghalusan sinyal dan memiliki bentuk yang sama seperti fungsi *Wavelet* adalah

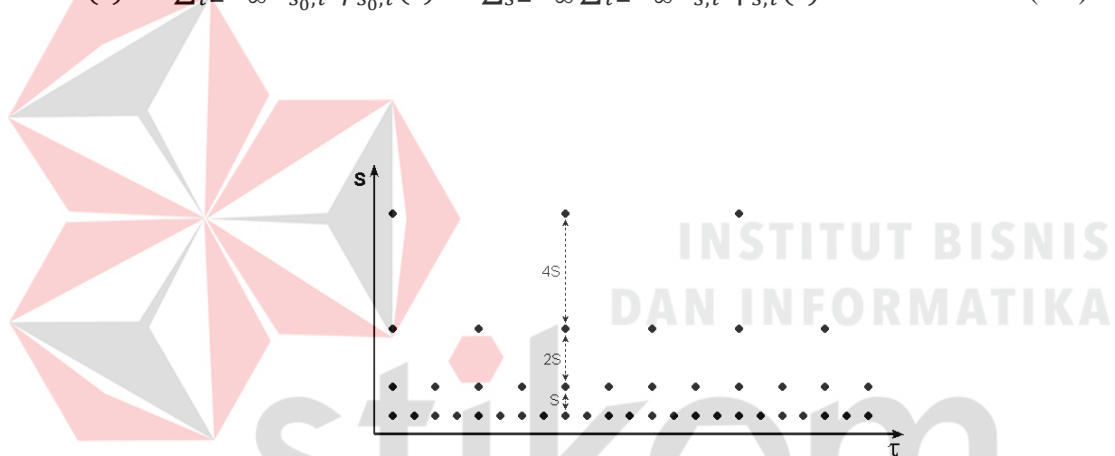
$$\phi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{2^s}} \phi\left(\frac{t-\tau 2^s}{2^s}\right) \quad (2.6)$$

Lalu fungsi penskala di konvolusi dengan sinyal sehingga menghasilkan koefisien aproksimasi

$$S_{s,\tau} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \phi_{s,\tau}(t) dt \quad (2.7)$$

Akhirnya sinyal $x(t)$ dapat disajikan sebagai kombinasi deret ekspansi dengan menggunakan koefisien aproksimasi dan koefisien detail sebagai berikut :

$$x(t) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} S_{s_0,\tau} \phi_{s_0,\tau}(t) + \sum_{s=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} T_{s,\tau} \psi_{s,\tau}(t) \quad (2.8)$$

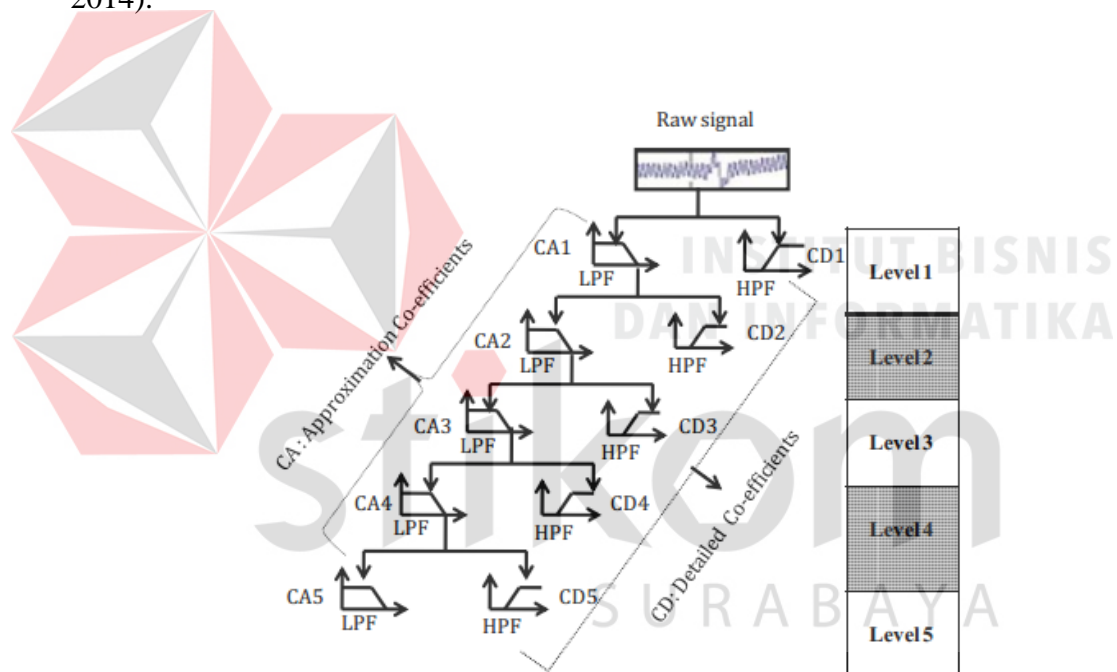


Gambar 2.7 Lokalisasi Wavelet Diskrit di Dalam Ruang Waktu-Skala.
(Vallens,1999)

Untuk pengaplikasian *Discrete Wavelet Transform*, sinyal masukan diproses dengan melewati sinyal yang akan dianalisis menggunakan *filter* berdasarkan frekuensi dan skala yang berbeda. Sinyal *input* dilewatkan melalui sekelompok *high-pass filter* untuk menganalisis frekuensi tinggi, dan dilewatkan melalui sekelompok *low-pass filter* untuk menganalisis frekuensi rendah. Sinyal frekuensi rendah identik dengan informasi global yang terdapat pada sinyal *input*, sedangkan sinyal frekuensi tinggi identik dengan informasi detail dari sinyal *input*.

Sinyal frekuensi rendah ini dapat dimanfaatkan untuk mengenali pola umum pada sinyal *input* (Alfatwa, 2009).

Contoh untuk dekomposisi pada *Wavelet* diskrit transform satu dimensi ditunjukkan pada gambar 2.8 yang merupakan pohon dekomposisi, dimana *S* merupakan sebuah sinyal yang di dekomposisi dengan level 5 dan menghasilkan koefisien detail $cD1, cD2, cD3, cD4, cD5$ serta koefisien aproksimasi $cA5$ (Ruth, 2014).



Gambar 2.8 Dekomposisi Orde 5 (matlab).

2.4.4 Mother Wavelet

Wavelet dapat dibentuk dari satu fungsi, dikenal sebagai “*mother wavelet*” dalam suatu interval berhingga. *Daughter Wavelet* $\Psi_{a,b}(t)$ dibentuk oleh translasi (b) dan skala (a).

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.9)$$

(Surtono, 2012)

Keterangan:

b = parameter translasi

a = parameter skala

ψ = *Mother Wavelet*

| a | = Normalisasi energi

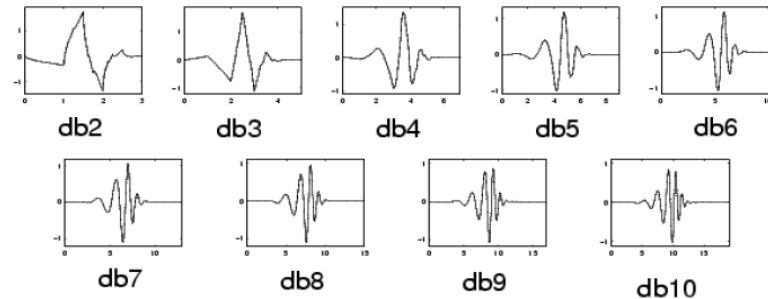
2.4.5 *Wavelet Daubechies*

Ingrid Daubechies merupakan salah satu dari bintang paling cemerlang dalam bidang penelitian *wavelet*. *Transform Wavelet Daubechies* ditemukan oleh Igrid Daubechies pada tahun 1987. *Daubechies Wavelets* merupakan salah satu bagian dari *orthogonal Wavelet*. Adapun koefisien filter yang digunakan dalam jenis *Wavelet* ini didapat dari penurunan persamaan *Wavelet* secara matematis oleh Igrid Daubechies. Hasil akhir dari persamaan yang digunakan untuk menentukan koefisien filter adalah sebagai berikut :

$$b_k = (-1)^k \alpha_{N-1-k}$$

(2.10)

k adalah indeks koefisien, b urutan koefisien *Wavelet*, a adalah skala urutan koefisien. N merupakan *Wavelet* indeks, seperti N=1, 2, dan seterusnya (Napitupulu, 2012).



Gambar 2.9 Wavelet Daubechies

2.5 Adaptive Thresholding

Thresholding adalah salah satu metode pengurangan *noise* yang paling sederhana dan menjadi dasar bagi beberapa metode pengurangan *noise* yang lain. Untuk melakukan *thresholding*, terlebih dahulu ditetapkan sebuah nilai yang dianggap sebagai batas atau *threshold*. Nilai *threshold* ini ditetapkan sedemikian rupa supaya besarnya melebihi nilai-nilai fluktuasi yang kecil yang mewakili *noise* pada sinyal yang dianalisis. Kemudian dilakukan operasi *thresholding* pada sinyal. Ada 2 jenis *thresholding* yang diterapkan pada fungsi wavelet, yaitu *hard thresholding* dan *soft thresholding*. Berikut ini adalah rumus *Hard thresholding*:

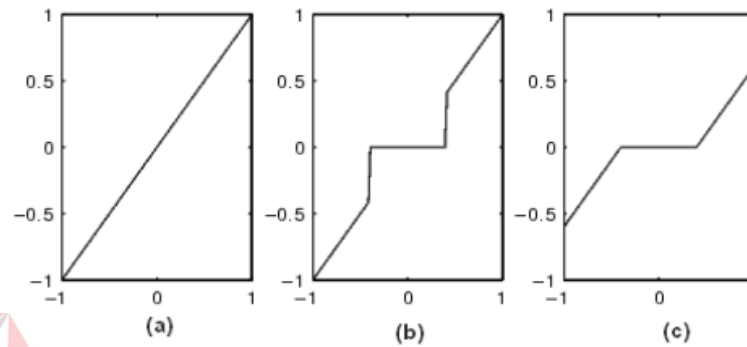
$$\text{Hard Threshold} = \begin{cases} y = x, & \text{if } |x| > \tau \\ y = 0, & \text{if } |x| \leq \tau \end{cases} \quad (2.11)$$

Sedangkan *soft thresholding* dirumuskan:

$$\text{Soft Threshold} = \begin{cases} y = x - \lambda, & \text{if } |x| > \tau \\ y = x + \lambda, & \text{if } |x| < -\tau \\ y = 0, & \text{if } |x| \leq \tau \end{cases} \quad (2.12)$$

Pada *hard thresholding*, elemen – elemen yang memiliki nilai kurang dari *threshold* (τ), secara otomatis akan diubah menjadi nol, dan pada *soft threshold*,

elemen – elemen yang memiliki nilai kurang dari *threshold* diubah perlahan menuju nol. Seperti yang diilustrasikan pada gambar 2.10.



Gambar 2.10 (a) sinyal asli , tipe *Threshold* (b) *Hard* dan (c) *Soft*.

2.6 *Threshold Rules*

Pada estimasi *wavelet thresholding*, tingkat kemulusan estimator paling dominan ditentukan parameter *threshold* (τ). Nilai (τ) yang terlalu kecil memberikan estimasi fungsi yang sangat tidak mulus (*under smooth*) sedangkan nilai (τ) yang terlalu besar memberikan estimasi yang sangat mulus (*over smooth*). Oleh karena itu perlu dipilih parameter *threshold* yang optimal untuk mendapatkan estimasi fungsi yang optimal. Untuk memilih nilai *threshold* optimal, ada dua kategori pemilihan yaitu memilih salah satu *threshold* untuk seluruh level resolusi (pemilihan secara global) dan pemilihan *threshold* yang tergantung pada level resolusi (*dependent level thresholding*).

2.6.1 *Global Thresholding*

Untuk pemilihan *threshold global*, ada 2 pemilihan *threshold* yang bergantung pada banyaknya data pengamatan n yaitu *threshold global* dan *threshold minimax*.

threshold global $\tau = \sigma \sqrt{2 \log(N)}$ dimana nilai estimator σ didapatkan dari :

$$\sigma = \frac{\text{median}(d_{L-1,k})}{0.6745} \quad k = 0, 1, \dots, 2^{L-1} - 1 \quad (2.13)$$

threshold minimax yang telah ditabelkan oleh Donoho dan Johnstone.

Nilai-nilai *threshold minimax* selalu lebih kecil dibandingkan dengan nilai *threshold global* untuk ukuran sampel yang sama.

Tabel 2.1 Nilai Threshold Minimax berdasarkan Ukuran Sampel

n	τ	n	τ
2	0	512	2,074
4	0	1024	2,232
8	0	2048	2,414
16	1,200	4096	2,594
32	1,270	8192	2,773
64	1,474	16384	2,952
128	1,669	32768	3,131
256	1,860	65536	3,310

2.6.2 Level Dependent Threshold

Pemilihan *threshold* yang tergantung pada *level* resolusi berarti memilih *threshold* yang bergantung *level* resolusi. Dengan demikian ada kemungkinan perbedaan nilai *threshold* yang dipilih untuk tiap *level*. Ada beberapa cara *level-dependent thresholding* diantaranya yaitu *threshold adapt (Heursure)*. *Threshold adapt* didasarkan pada prinsip *Stein Unbiased Risk Estimator (SURE)* pada suatu *level* resolusi (Donoho, 1995). *Threshold adapt* untuk himpunan koefisien detail d_j yang beranggotakan K koefisien didefinisikan sebagai berikut :

$$\tau = \arg \min_{t \geq 0} SURE(d_j, t) \quad (2.14)$$

$$SURE(d_j, t) = K - 2 \sum_{k=1}^K 1_{[|d_{j,k}| \leq t \sigma_j]} + \sum_{k=1}^K \min\left\{\left(d_{j,k} / \sigma_j\right)^2, t^2\right\} \quad (2.15)$$

Threshold adapt akan memberikan hasil yang kurang baik jika koefisien-koefisiennya sangat jarang (sebagian besar koefisien pada *level* tersebut mendekati nol). Oleh karena itu, himpunan koefisien ini di uji dengan persamaan berikut:

$$\frac{1}{k} \sum_{k=1}^k \frac{d_{j,k}}{\sigma_j} - 1 \leq \frac{(\log K)^{3/2}}{\sqrt{k}} \quad (2.16)$$

Jika persamaan tersebut terpenuhi maka *threshold* yang digunakan pada *level* resolusi *j* adalah *threshold global*, sedangkan jika tidak maka *threshold adapt* lah yang digunakan (Suparti,2008).

2.7 Parameter Pengujian

2.7.1 Signal to Noise Ratio (SNR)

Pada penelitian ini, sinyal jantung yang terkontaminasi oleh *Gaussian noise*, yang telah di *threshold* pada proses *denoising*, dihitung nilai SNR:

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} x[n]^2}{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - x_{dn}[n])^2} \right) \quad (2.17)$$

Dimana $x[n]$ adalah sinyal asli, $x_{dn}[n]$ sinyal yang telah *denoising*. Perbandingan antara inisialisasi SNR dan hasil SNR dapat digunakan sebagai indikator keberhasilan *denoising*.

2.7.2 Mean Square Error (MSE)

Mean Square Error (MSE) merupakan ukuran kontrol kualitas yang digunakan untuk mengetahui kualitas dari suatu proses. MSE menghitung seberapa besar pergeseran data antara sinyal sumber dan sinyal hasil keluaran, dimana sinyal sumber dan sinyal hasil keluaran memiliki ukuran yang sama. Nilai MSE yang baik adalah mendekati 0 ($MSE \approx 0$). Rumus dari perhitungan MSE adalah

$$MSE = \sum_{i=1}^n (s - s_e)^2 \quad (2.18)$$

Dimana :

MSE = *mean Square error*

n = panjang sinyal

S = sinyal input

Se = sinyal output

2.7.3 Energi

Energi berarti sesuatu memiliki kemampuan untuk menyebabkan perubahan, energi biasanya digunakan untuk menggambarkan berapa banyak potensi sistem yang harus berubah. Pada sinyal suara jantung, Energi total di setiap komponen detail dan aproksimasi memberikan informasi yang berguna tentang lokasi artefak di sinyal. Artefak merupakan variasi sinyal yang tidak diinginkan. Artefak ini termasuk instrumen suara, suara

dari suara tubuh, suara karena gerakan subjek dan gerakan diafragma stetoskop. Semakin rendah range frekuensi hasil dekomposisi maka memiliki Energi normalisasi yang besar dikarenakan mengandung suara jantung, sedangkan semakin tinggi range frekuensi hasil dekomposisi maka memiliki Energi normalisasi yang kecil dikarenakan mengandung artefak (Kumar, 2015).

Energi dekomposisi rerata di setiap E_{Di} dihitung dengan persamaan

(diasumsikan akan didekomposisi hingga level 10) :

$$E_{Di} = \frac{\sum(D_i(k))^2}{\text{jumlah cuplik } D_i}, K = 1, 2, \dots, \text{Panjang } D_i \quad (2.19)$$

$i = 1, 2, \dots, N=10$

Energi dekomposisi rerata di E_{A10} dihitung dengan persamaan

(diasumsikan akan didekomposisi hingga level 10) :

$$E_{A10} = \frac{\sum(A_{10}(k))^2}{\text{jumlah cuplik } A_{10}}, K = 1, 2, \dots, \text{Jumlah cuplik } A_{10} \quad (2.20)$$

2.7.4 Normalisasi Energi

Energi dekomposisi rerata perlu dinormalisasi agar energi terendah berada pada nilai 0 dan energi tertinggi berada pada nilai 1 sehingga rentang nilai grafik normalisasi energi akan berada diantara range 0 dan 1.

$$EN_j = \frac{E_{Dj}}{\max(E_{D1}, E_{A10})}, j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.21)$$

EN_j = Energi rerata normalisasi pada dekomposisi ke -j (j= 1,2,3...N=10)

E_{Di} = Energi rerata sinyal detail ke- I (i= 1,2,3...N=10)

E_{A10} = Energi rerata sinyal aproksimasi A_{10}