

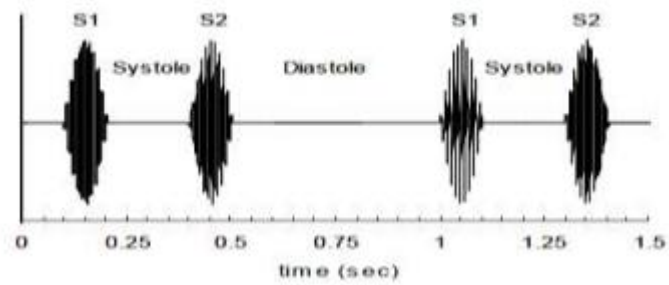
## BAB II

### LANDASAN TEORI

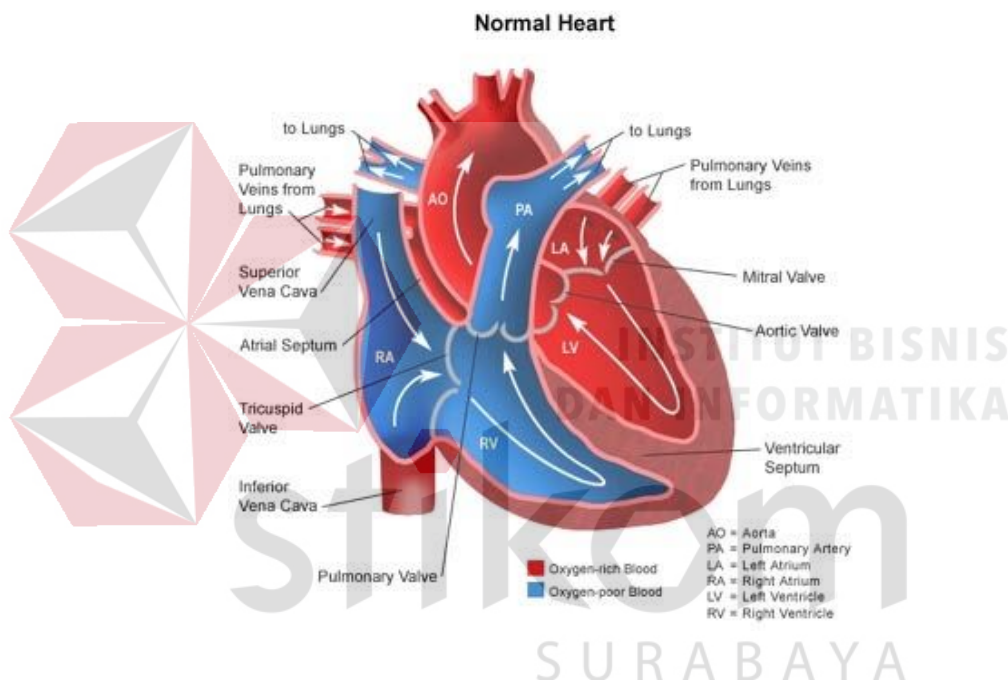
#### 2.1 Sinyal Suara Jantung (PCG)

Jantung adalah organ tubuh yang berfungsi untuk memompa darah dan terdiri dari bagian atas yang disebut serambi (atrium) dan bagian bawah yang disebut dengan bilik (*ventricle*). Otot-otot jantung memompa darah dari satu ruangan ke ruangan lainnya. Setiap kali terjadi proses pemompaan, katup jantung membuka sehingga darah dapat mengalir ke ruangan yang dituju. Selanjutnya katup menutup untuk mencegah aliran balik darah (Setiaji, 2011).

Pada detak jantung dihasilkan dua suara yang berbeda yang dapat didengarkan pada stetoskop, yang sering dinyatakan dengan lub-dub. Suara lub disebabkan oleh penutupan katup triscupid dan mitral (atrioventrikular) yang memungkinkan aliran darah dari atrium (serambi jantung) ke *ventricle* (bilik jantung) dan mencegah aliran balik dan dapat disebut dengan suara jantung pertama (S1) yang terjadi pada awal *systole* (periode jantung berkontraksi). Suara dub disebut suara jantung kedua (S2) yang terjadi pada akhir *systole* atau awal *diastole* dan disebabkan oleh penutupan katup semilunar (*aortic* dan *pulmonary*) yang membebaskan darah ke sistem sirkulasi paru-paru dan seluruh tubuh (Rizal, 2007). Sinyal suara jantung merupakan sinyal gelombang suara yang lemah, dan biasanya sinyal ini berada di range antara 10 Hz hingga 250 Hertz (Adinarayana, 2014).



Gambar 2.1 Bunyi Jantung Normal. (Setiaji, 2011)

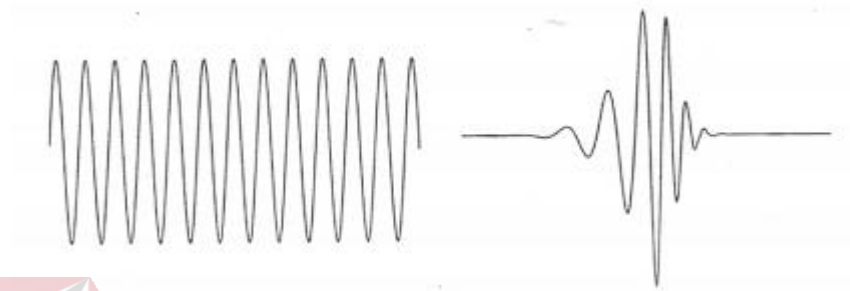


Gambar 2.2 Anatomi Jantung. (Anonim, 2015).

## 2.2 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 2.3 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)



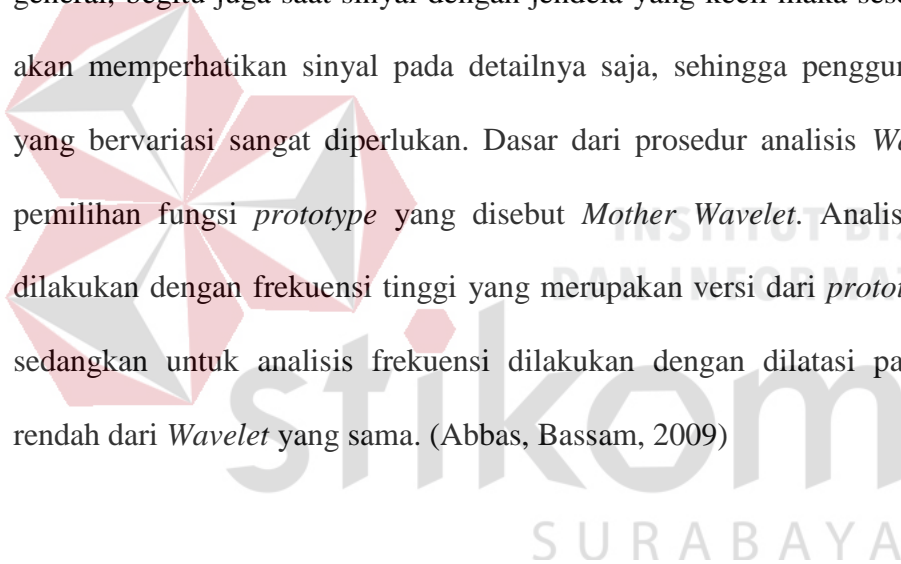
Gambar 2.3 Bentuk Sebuah *Wave* dan *Wavelet*. (Burrus, Gopinath, Guo, 1998)

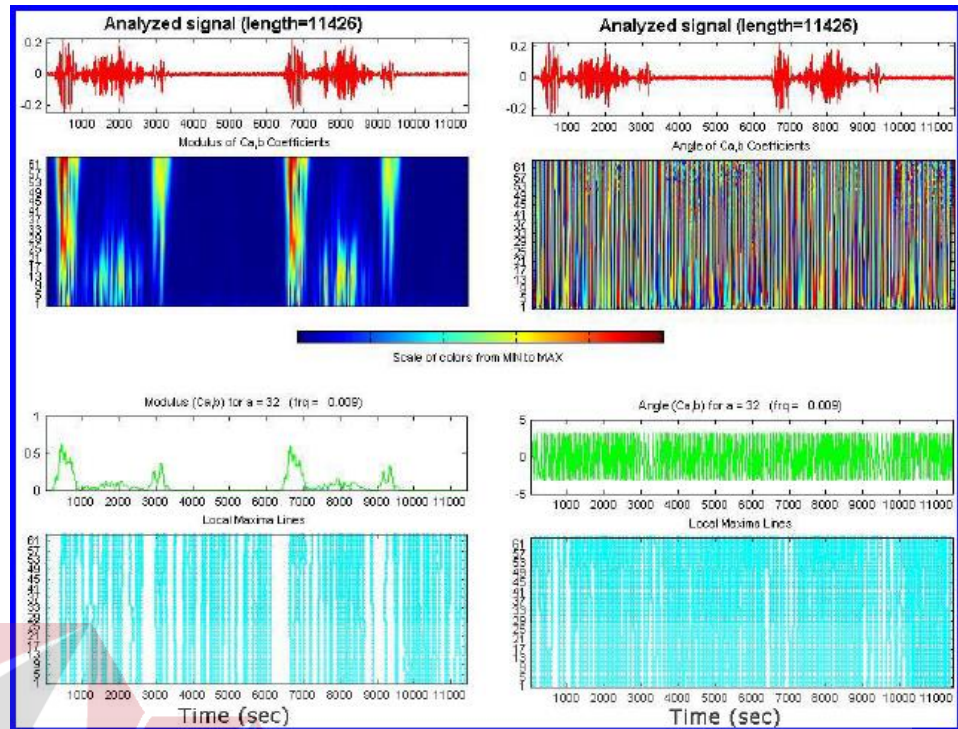
### 2.3 Transformasi *Wavelet*

Sinyal suara jantung merupakan jenis sinyal *non-stationer*. Sinyal non-stasioner memiliki frekuensi yang bervariasi di dalam waktu, sehingga untuk menganalisisnya dibutuhkan metode transformasi yang dapat memberikan resolusi frekuensi dan waktu secara bersamaan maka metode yang cocok adalah Transformasi *Wavelet* dikarenakan Transformasi *Wavelet* dapat mempresentasikan informasi suatu sinyal dalam kawasan waktu dan frekuensi dengan baik. (Ruth, 2014)

### 2.3.1 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 2.4 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, Bassam, 2009)





Gambar 2.4 Dekomposisi Sinyal PCG Dengan Menggunakan *Wavelet*.

(Abbas, Bassam, 2009)

### 2.3.2 Transformasi *Wavelet* Kontinyu

Transformasi *Wavelet* kontinyu didefinisikan secara matematis dengan persamaan sebagai berikut

$$\gamma(s, \tau) = \int f(t) \Psi_{s, \tau}^*(t) dt. \quad (2.1)$$

dimana  $\psi^*(t)$  adalah konjugat kompleks fungsi *Wavelet* penganalisa  $\psi(t)$ . persamaan ini menunjukkan bagaimana fungsi  $f(t)$  di dekomposisikan ke dalam sebuah set dari fungsi basis  $s$ ,  $\psi(t)$  disebut dengan *Wavelet*. Variabel  $s$  dan  $\tau$  yang merupakan skala dan translasi adalah dimensi baru setelah di transformasi. *Wavelet* diperoleh dari sebuah *Wavelet* dasar yang disebut *Mother Wavelet*. (Abbas, Bassam, 2009)

### 2.3.3 Transformasi *Wavelet* Diskrit

Pada transformasi *Wavelet* kontinyu yang telah di jelaskan pada subab sebelumnya bahwa *Continue Transform Wavelet* (CWT) dihitung dengan menggeser skala yang dapat diubah secara kontinyu. Pada Transformasi *Wavelet* Diskrit (TWD) skalanya dan translasinya tidak berubah secara kontinyu tapi berubah secara diskrit, sehingga menghasilkan rumus sebagai berikut

$$\Psi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{s_0^s}} \Psi\left(\frac{t - \tau \tau_0 s_0^s}{s_0^s}\right). \quad (2.2)$$

$s$  dan  $\tau$  adalah integer dan  $s_0^s$  adalah *step* dilatasi yang telah baku sesuai dengan aturan dyadic dan nilainya harus lebih besar dari satu.  $\tau_0$  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 2.2 akan menjadi

$$\Psi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{2^s}} \Psi\left(\frac{t - \tau 2^s}{2^s}\right). \quad (2.3)$$

(Abbas, Bassam, 2009)

Dengan menggunakan fungsi *Wavelet* diskrit diatas sehingga diperoleh transformasi *Wavelet* diskrit sebagai berikut

$$T_{s,\tau} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \Psi_{s,\tau}(t) dt \quad (2.4)$$

$T_{s,\tau}$  dikenal sebagai koefisien detail *Wavelet* pada indeks skala  $s$  dan lokasi  $\tau$ . *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

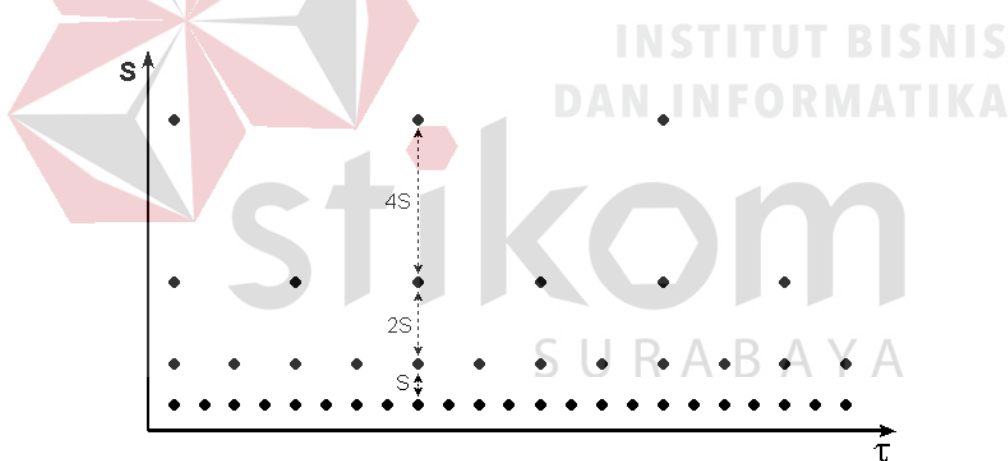
$$\phi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{2^s}} \phi\left(\frac{t-\tau 2^s}{2^s}\right) \quad (2.5)$$

Lalu fungsi penskala di konvolusi dengan sinyal sehingga menghasilkan koefisien aproksimasi

$$S_{s,\tau} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \phi_{s,\tau}(t) dt \quad (2.6)$$

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

$$x(t) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} S_{s_0,\tau} \phi_{s_0,\tau}(t) + \sum_{s=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} T_{s,\tau} \psi_{s,\tau}(t) \quad (2.7)$$



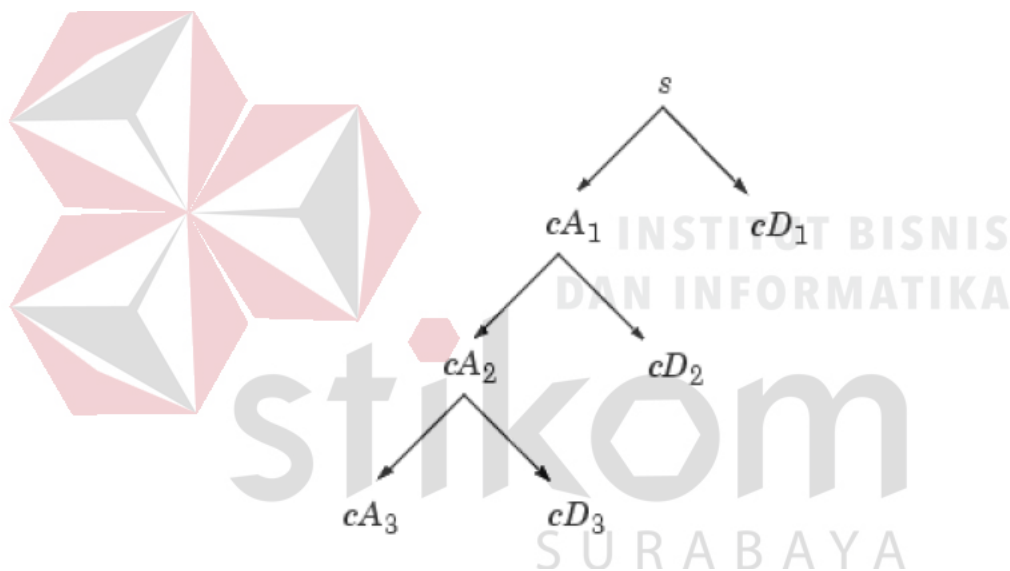
Gambar 2.5 Lokalisasi *Wavelet* Diskrit di Dalam Ruang Waktu-Skala Pada *Dyadic Grid*. (Vallens,1999)

Untuk pengaplikasian transformasi *Wavelet* diskrit, 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 2.3 yang merupakan pohon dekomposisi, dimana  $S$  merupakan sebuah sinyal yang di dekomposisi dengan orde 3 dan menghasilkan koefisien detail  $cD_1$ ,  $cD_2$ ,  $cD_3$ , serta koefisien aproksimasi  $cA_1$ . (Ruth, 2014)



Gambar 2.6 Dekomposisi Orde 3 Untuk Sinyal  $S$ . (Matlab, 2013)

#### 2.3.4 *Mother Wavelet*

*Mother Wavelet* merujuk pada arti kata *small wave* (gelombang kecil) yang berarti memiliki panjang yang terbatas. (Ruth, 2014) *Mother Wavelet* merupakan *prototype* yang akan menghasilkan *Daughter Wavelet*”  $\Psi_{a,b}(t)$  dibentuk oleh translasi ( $b$ ) dan skala ( $a$ ).



$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.8)$$

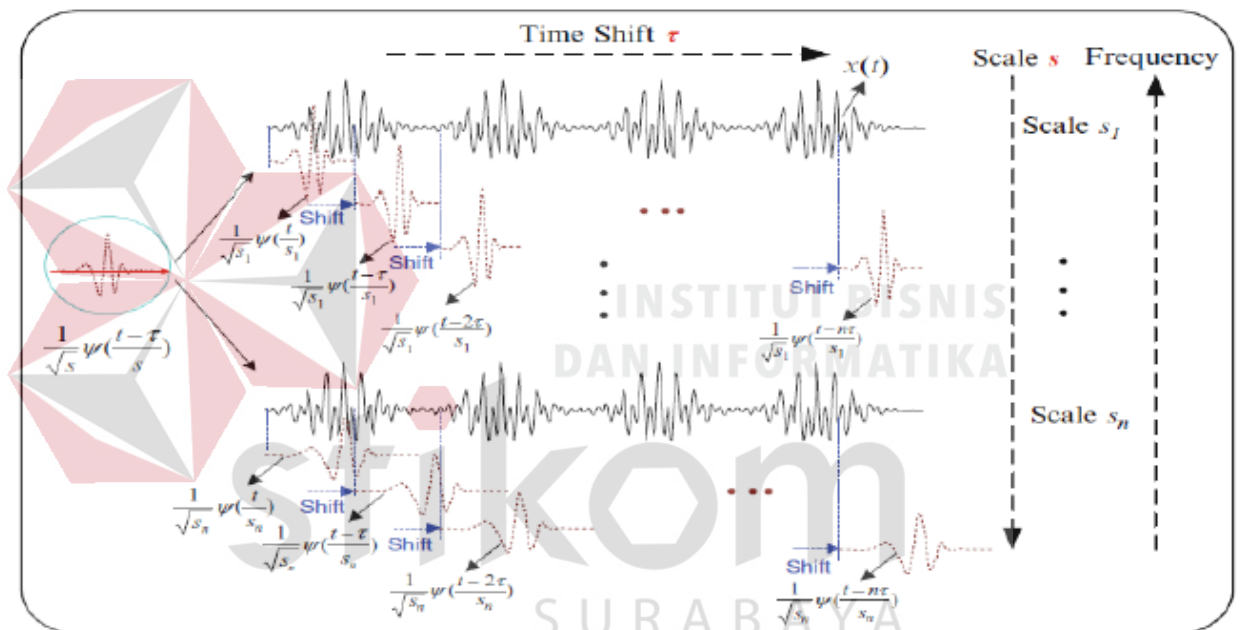
Keterangan:

b = parameter translasi

a = parameter skala

$\psi$  = *Mother Wavelet*

(Surtono, 2012)



Gambar 2.7 Ilustrasi Transformasi *Wavelet*. (Kauhoik, 2014)

### 2.3.4.1 *Wavelet* Daubechies

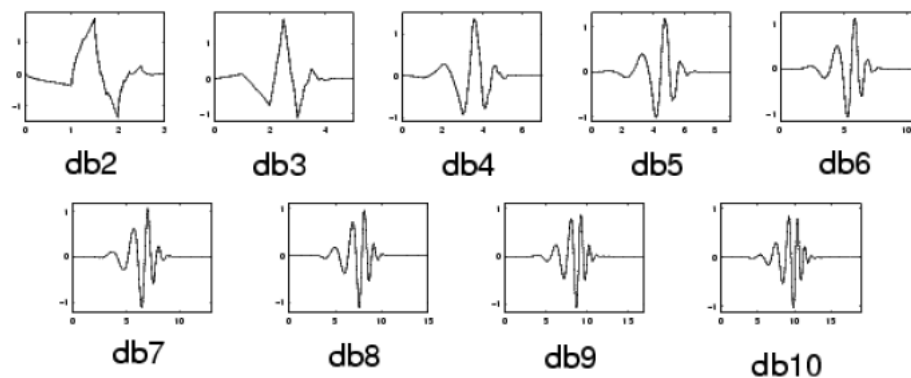
Ingrid Daubechies merupakan salah satu dari bintang paling cemerlang dalam bidang penelitian *Wavelet*. Transform *Wavelet* Daubechies ditemukan oleh Igrid Daubechies pada tahun 1987. Daubechies *Wavelets* merupakan salah satu bagian dari orthogonal *Wavelet*. Adapun koefisien *filter* yang digunakan dalam

jenis *Wavelet* ini didapat dari penurunan persamaan *Wavelet* secara matematis oleh Igrid Daubechies. (Napitupulu, 2012).

Hasil akhir dari persamaan yang digunakan untuk menentukan koefisien filter adalah sebagai berikut :

$$\sum_{k=0}^{N_k-1} (-1)^k c_k k^m = 0 \quad (2.9)$$

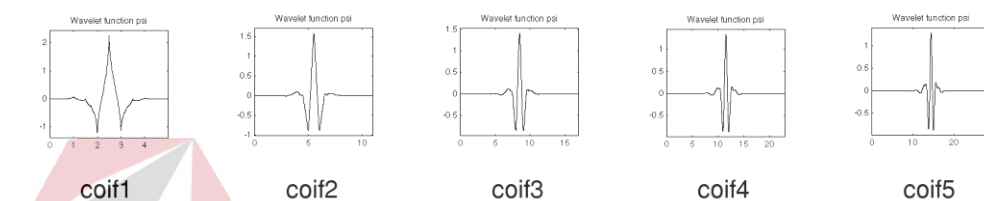
Daubechies membangun *Wavelet* yang mempunyai karakteristik *compact support* (mempunyai panjang yang terbatas,  $N_k$ ) dan diperhasul hingga beberapa derajat. *Smoothness* dari *Wavelet* berhubungan dengan kondisi momen yang merupakan pengaruh dari fungsi skala. Untuk  $m = 0, 1, 2, \dots, N_k/2 - 1$ . *Wavelet* Daubechies memiliki  $N_k/2$  *vanishing moments* yang berarti sinyal dapat diperhalus hingga *polynomial* dengan derajat  $N_k/2 - 1$ . *Wavelet* Daubechies sangat bagus untuk merepresentasikan sifat-sifat *polynomial* di dalam sinyal. Panjang *support* dari *Wavelet* Daubechies adalah  $N_k-1$ , contohnya adalah D2 (*Wavelet* Haar) mempunyai *support length* sama dengan 1, D4 mempunyai *support length* sama dengan 3, D5 mempunyai *support length* sama dengan 4.



Gambar 2.8 *Wavelet* Daubechies. (Venkatta, Kumar, 2014)

### 2.3.4.2 Wavelet Coiflet

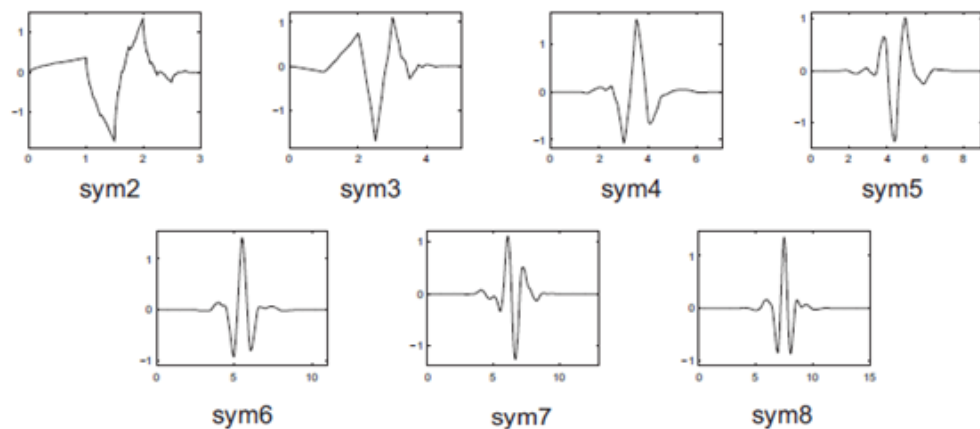
Wavelet Daubechies mempunyai bentuk yang tidak simetris, untuk meningkatkan bentuk simetrisnya maka Daubechies membangun Wavelet Coiflet. Jenis Wavelet filter ini tidak jauh berbeda dengan Daubechies filter. Filter Coiflet ini juga di design oleh Igrid Daubechies sama halnya dengan filter Daubechies. (Napitupulu, 2012)



Gambar 2.9 Wavelet Coiflet. (Venkatta, Kumar, 2014)

### 2.3.4.3 Wavelet Symlet

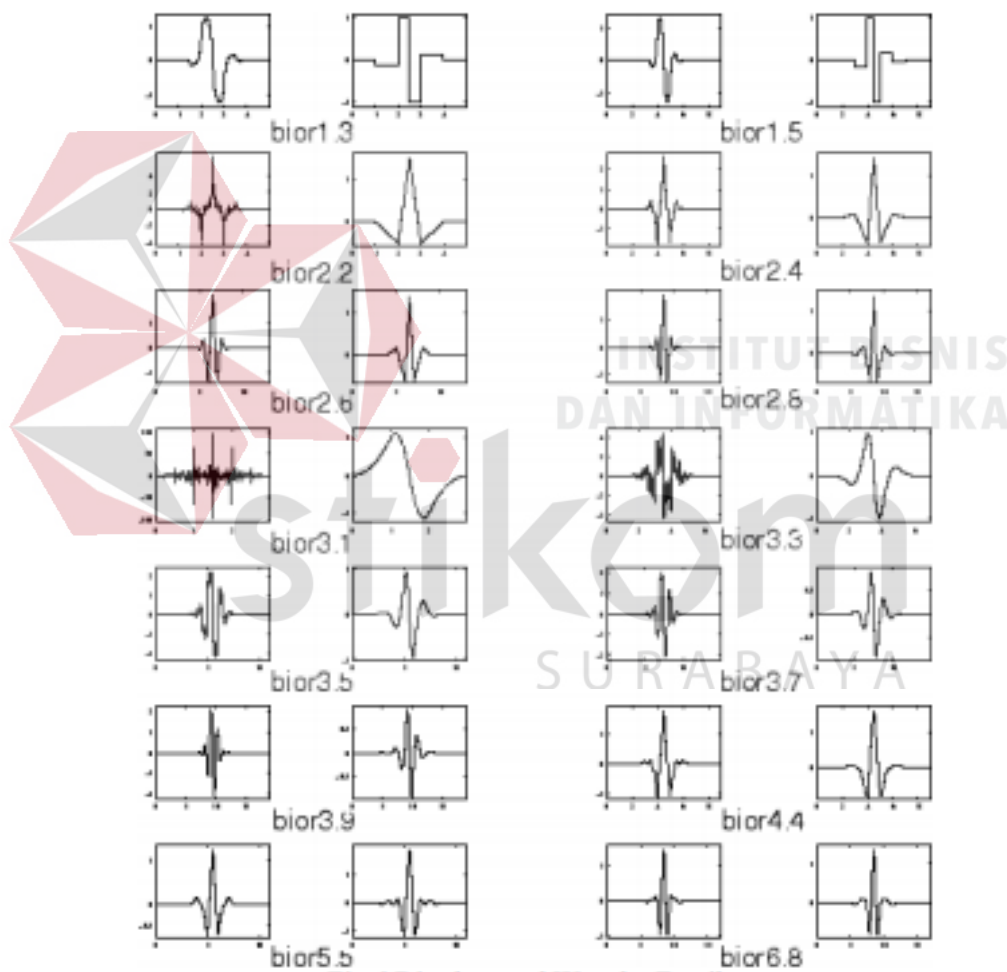
Symlet Wavelet merupakan bentuk singkat dari symmetric Wavelet. Memang tidak secara sempurna simetris, namun filter ini di design dengan cara agar memiliki sedikit bentuk asimetris, Symlet juga dirancang oleh inggrid Daubechies yang merupakan pengembangan dari Wavelet Daubechies. (Napitupulu, 2012)



Gambar 2.10 *Wavelet Symlet*. (Venkatta, Kumar, 2014)

### 2.3.4.4 *Wavelet Biorthogonal*

*Wavelet Biorthogonal* menggunakan dua *Wavelet*, satu untuk dekomposisi (di sisi kiri) dan yang lainnya untuk rekonstruksi (di sebelah kanan sisi). Istilah ‘Biorthogonal’ merujuk pada adanya 2 fungsi skala yang orthogonal satu sama lain. (Napitupulu, 2012).

Gambar 2.11 *Wavelet Biorthogonal*. (Venkatta, Kumar, 2014)

## 2.4 Parameter

### 2.4.1 Standar Deviasi

Standar deviasi digunakan untuk mengukur besar dari variasi atau penyebaran dari rata-rata. Semakin rendah nilai suatu standar deviasi mengindikasikan bahwa titik data cenderung sangat dekat dengan rata-rata (nilai yang diharapkan), begitu juga ketika nilai standard deviasi tinggi mengindikasikan bahwa jangkauan titik data yang tersebar sangat besar.

$$S = \sqrt{\sigma^2} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad (2.10)$$

S = standar deviasi, N = nomor sample, Xi= input sinyal jantung,  $\mu$ = rata-rata

### 2.4.2 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  $E_{D_i}$  dihitung dengan persamaan (diasumsikan akan didekomposisi hingga level 10) :

$$E_{D_i} = \frac{\sum(D_i(k))^2}{\text{jumlah cuplik } D_i}, K= 1,2,\dots \text{ Panjang } D_i \quad (2.11)$$

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

Energi dekomposisi rerata di  $E_{A_{10}}$  dihitung dengan persamaan (diasumsikan akan didekomposisi hingga level 10) :

$$E_{A_{10}} = \frac{\sum(A_{10}(k))^2}{\text{jumlah cuplik } A_{10}}, K= 1,2,\dots \text{Jumlah cuplik } A_{10} \quad (2.12)$$

### 2.4.3 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.

$$EN_j = \frac{E_{D_i}}{\text{maks}(E_{D_1}, E_{A_{10}})}, j = 1,2,3,\dots n \quad (2.13)$$

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

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

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

### 2.5 Denoising Wavelet

*Denoising* sinyal adalah memperkirakan nilai sinyal yang sebenarnya dari sinyal yang memiliki *noise* dan dapat digambarkan dengan persamaan sebagai berikut :

$$y(n) = x(n) + s(n) \quad (2.14)$$

$y(n)$  adalah sinyal yang berderau,  $x(n)$  adalah sinyal asli, dan  $s(n)$  merupakan derau sinyal. (Sundararajan, 2015)

Pada umumnya, *Denoising Wavelet* memiliki prosedur sebagai berikut :

- Menggunakan transformasi *Wavelet* ke sinyal yang berderau untuk memproduksi koefisien *Wavelet* pada setiap level dekomposisi.
- Memilih batas nilai *threshold* yang tepat pada setiap level dekomposisi dan metode *threshold* yang diinginkan (*hard* atau *soft thresholding*)
- Merekonstruksi sinyal dengan transformasi *Wavelet inverse*.

Seperti yang telah disebutkan diatas bahwa prosedur *Denoising* memiliki tiga proses yaitu mendekomposisikan sinyal, memberikan batas nilai *threshold*, dan merekonstruksi sinyal. *Denoising* memiliki metode yang disebut *Shrinkage* yang dapat diimplementasikan dengan *hard thresholding* ataupun *soft thresholding*. Pada *hard thresholding*, koefisien *Wavelet* yang memiliki nilai dibawah ambang batas yang telah ditentukan akan diubah menjadi nol, sedangkan pada *soft thresholding* koefisien *Wavelet* akan di reduksi mendekati nilai ambang batas yang telah ditentukan. Nilai ambang batas merupakan nilai perkiraan dari tingkatan derau yang didapatkan dengan menghitung nilai standar deviasi dari koefisien detail. (Donoho, 1995)

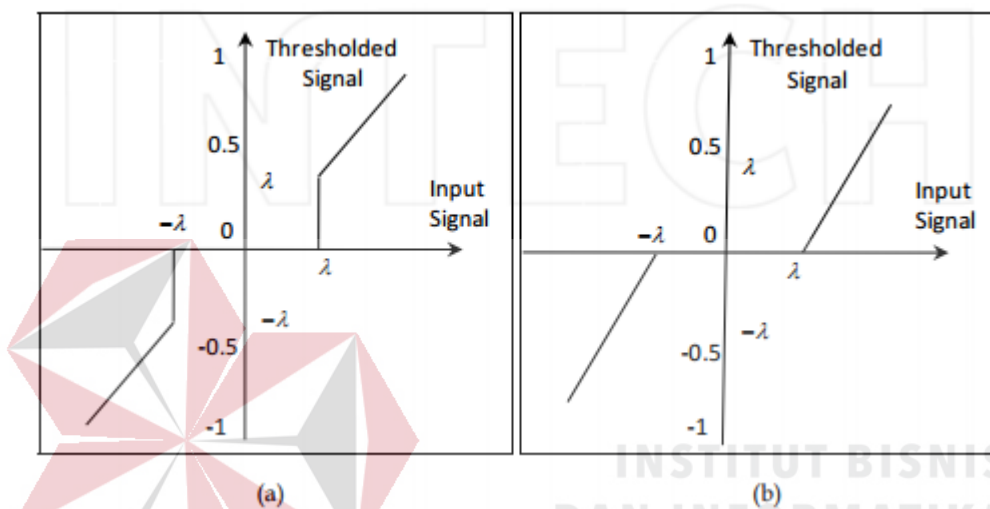
$$\text{Hard Threshold} = \begin{cases} y = x, & \text{if } |x| > \lambda \\ y = 0, & \text{if } |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (2.15)$$

$$\text{Soft Threshold} = \begin{cases} y = x - \lambda, & \text{if } |x| > \lambda \\ y = x + \lambda, & \text{if } |x| < -\lambda \\ y = 0, & \text{if } |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (2.16)$$

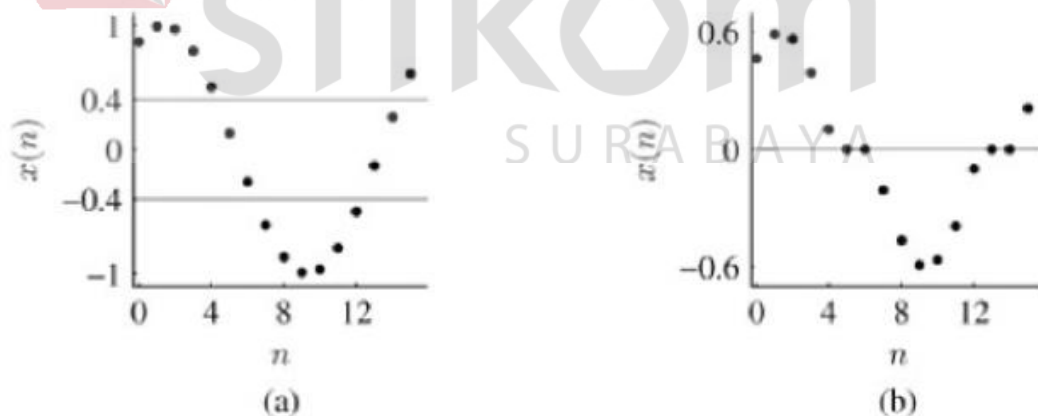
Dimana  $x$  adalah sinyal input,  $y$  adalah sinyal setelah di-*threshold*, dan  $\lambda$  adalah nilai *threshold*, *hard thresholding* dan *soft thresholding* di ilustrasikan pada Gambar



2.12 serta dapat dilihat pada gambar 2.13 yang merupakan contoh penerapan *soft thresholding* dimana nilai *threshold*  $\lambda = 0.4$  sehingga pada Gambar 2.13(b) semua nilai antar 0.4 hingga -0.4 akan dibuat menjadi nol, sedangkan nilai yang lebih besar dari 0.4 dan lebih kecil dari -0.4 akan diubah mendekati axis- $x$  oleh 0.4. (Sundararajan, 2015)



Gambar 2.12 Tipe *Threshold* Yaitu (a) *Hard* dan (b) *Soft*. (Ergen, 2012)



Gambar 2.13 (a) Sebuah Sinyal Sinusoidal (b) Sinyal Sinusoidal Dengan *Soft Thresholded* Dengan Nilai *Threshold*  $\lambda=0.4$ . (Sundararajan, 2015)

Metode hard *thresholding* tidak mempengaruhi koefisien detail yang lebih besar dari ambang batas atau *threshold*. Metode hard *thresholding* memiliki karakteristik yang tidak stabil dan sensitif terhadap perubahan yang kecil pada sinyal, sedangkan metode soft *thresholding* dapat menimbulkan bias ketika koefisien terlalu besar, meskipun beberapa metode yang baru telah diusulkan untuk mengatasi kekurangan metode *shrinkage* ini, namun metode *shrinkage* merupakan metode yang masih lebih efisien untuk digunakan. (Donoho, 1995)

Hal yang penting didalam metode *thresholding* adalah mencari nilai yang tepat untuk nilai ambang batas yang akan digunakan. Pada kenyataanya telah banyak teknik ataupun metode yang diusulkan untuk menghitung nilai threshold, namun pada kenyataanya semua teknik tersebut membutuhkan perkiraan tingkat derau. Standar deviasi dari nilai data dapat digunakan untuk menentukan nilai perkiraan tingkat derau, Donoho mengusulkan teknik untuk mendapatkan nilai estimator  $\sigma$  yang cukup baik pada *Denoising Wavelet* yang persamaanya dijelaskan sebagai berikut :

$$\sigma = \frac{\text{median}(d_{L-1,k})}{0.6745}, \quad k = 0, 1, \dots, 2^{L-1} - 1 \quad (2.17)$$

Dimana L merupakan jumlah dari tingkatan dekomposisi, median dipilih dari nilai koefisien detail pada sinyal yang dianalisis. (Donoho and Johnstone 1994; Donoho and Johnstone 1998).