

LAPORAN
PENELITIAN DOSEN PEMULA



ADAPTIVE THRESHOLDING PADA DENOISING
SINYAL SUARA JANTUNG DIASTOLIK

TIM PENGUSUL :

Ira Puspasari, S.Si., M.T. (090681)

Pauladie Susanto, S.Kom. (060623)

Institut Bisnis dan Informatika STIKOM Surabaya

2016

LAPORAN
PENELITIAN DOSEN PEMULA



ADAPTIVE THRESHOLDING PADA DENOISING
SINYAL SUARA JANTUNG DIASTOLIK

TIM PENGUSUL :

Ira Puspasari, S.Si., M.T. (090681)

Pauladie Susanto, S.Kom. (060623)

Institut Bisnis dan Informatika STIKOM Surabaya

2016

**SURAT PERJANJIAN PELAKSANAAN
PROGRAM HIBAH PENELITIAN INTERNAL
TAHUN ANGGARAN 2016**
Nomor : 032/ST-PPM/KPJ/VII/2016

Pada hari ini Jum'at tanggal Lima Belas bulan Juli tahun Dua ribu enam belas, kami yang bertanda tangan dibawah ini:

1. **Tutut Wurijanto, M.Kom**

: Kepala Bagian Penelitian & Pengabdian Masyarakat (PPM) Institut Bisnis dan Informatika Stikom Surabaya, yang dalam hal ini bertindak sebagai penanggung jawab pelaksanaan Program Hibah Penelitian Internal Tahun Anggaran 2016 yang didanai Lembaga Institut Bisnis dan Informatika Stikom Surabaya. Untuk selanjutnya disebut PIHAK PERTAMA.

2. **Ira Puspa Sari, S.Si., M.T**

: Peneliti tahun anggaran 2016. Untuk Selanjutnya disebut PIHAK KEDUA.

PIHAK KEDUA mempunyai anggota peneliti sebagai berikut :

- Pauladie Susanto, S.Kom.

PIHAK PERTAMA dan PIHAK KEDUA secara bersama-sama telah bersepakat dan bekerjasama untuk menyelesaikan semua kegiatan Program Hibah Penelitian Internal Tahun Anggaran 2016 Institut Bisnis dan Informatika Stikom Surabaya.

PIHAK PERTAMA memberi kepercayaan dan pekerjaan kepada PIHAK KEDUA, dan PIHAK KEDUA menerima pekerjaan tersebut sebagai ketua pelaksana program Hibah Penelitian Internal dengan judul: "**Adaptive Thresholding Pada Denoising Sinyal Suara Jantung Diastolik**"

PIHAK PERTAMA memberikan dana untuk kegiatan Hibah Penelitian Internal kepada PIHAK KEDUA sebesar Rp5,500,000,-. Hal-hal dan/atau segala sesuatu yang berkenaan dengan kewajiban pajak berupa PPN dan/atau PPh menjadi tanggung jawab PIHAK KEDUA dan harus dibayarkan ke kas Negara sesuai dengan ketentuan peraturan perundang-undangan yang berlaku.

PIHAK PERTAMA melakukan pembayaran secara bertahap kepada PIHAK KEDUA, yaitu termin pertama sebesar 50% Rp. 2,750,000,- diberikan setelah penandatanganan surat perjanjian ini, termin kedua sebesar 20% Rp. 1,100,000,- diberikan setelah laporan kemajuan pelaksanaan dan laporan penggunaan keuangan 70% diterima oleh bagian Penelitian & Pengabdian Masyarakat (PPM), termin ketiga sebesar 30% Rp. 1,650,000,- diberikan setelah laporan akhir, seminar, *log book*, laporan keuangan dan bukti publikasi dijurnal nasional diterima oleh bagian Penelitian & Pengabdian Masyarakat (PPM).

PIHAK KEDUA harus menyelesaikan tugas program Penelitian Hibah Bersaing selambat-lambatnya pada tanggal **2 Desember 2016**. Kelalaian atas kewajiban pengumpulan pada tanggal tersebut menyebabkan gugurnya hak untuk mengajukan usulan Penelitian pada tahun berikutnya.

PIHAK PERTAMA dapat melakukan kegiatan: (1) Melakukan pemantauan, (2) Melakukan evaluasi internal, (3) Melakukan audit penggunaan anggaran. Pihak KEDUA wajib memperlakukan kegiatan yang dilakukan PIHAK PERTAMA.

PIHAK KEDUA wajib Menyelesaikan:

- Laporan Kemajuan (*Progress Report*) sebanyak 2 (dua) eksemplar, paling lambat **7 September 2016**
- Seminar Laporan Akhir mulai **Oktober 2016** (Jadwal Seminar menyesuaikan).
- Laporan Akhir setelah diseminarkan dikumpulkan sebanyak 2 (dua) eksemplar, paling lambat **2 Desember 2016**
- Laporan Penggunaan Keuangan 100%, sebanyak 2 (dua) eksemplar, paling lambat **2 Desember 2016**
- Catatan Harian (*Log Book*) sebanyak 2 (dua) eksemplar, paling lambat **2 Desember 2016**
- Softcopy Laporan Akhir & Laporan Penggunaan Keuangan dalam bentuk *pdf* dikirim ke lppm@stikom.edu, paling lambat **2 Desember 2016**
- Publikasi hasil penelitian di jurnal Nasional & Bukti pemuanan publikasi Ilmiah, paling lambat **2 Desember 2016**

Demikian surat perjanjian dibuat, dipahami bersama dan dilaksanakan.

Pihak Pertama,



Tutut Wurijanto, M.Kom

Surabaya, 15 Juli 2016
Pihak Kedua,



Ira Puspa Sari, S.Si., M.T

HALAMAN PENGESAHAN

1. Judul Penelitian	: Adaptive Thresholding Pada Denoising Sinyal Suara Jantung Diastolik
2. Bidang ilmu Penelitian	: Teknik Elektronika
3. Ketua Peneliti	:
a. Nama Lengkap dan Gelar	: Ira Puspasari, S.Si., M.T.
b. Jenis Kelamin	: Perempuan
c. NIP	: 090681
d. Pangkat/Golongan	: -/ IIIB
e. Jabatan	: -
f. Fakultas/Jurusan	: S1 Sistem Komputer
4. Jumlah Anggota Peneliti	: 1
	1. Pauladie Susanto, S.Kom
5. Jumlah Laboran	: 1
	1. Eka Sari Oktarina, S.Kom
6. Lokasi Penelitian	: Institut Bisnis dan Informatika STIKOM Surabaya
7. Waktu Penelitian	: 6 bulan
8. Biaya yang Diperlukan	: Rp 5.500.000,-

Surabaya, Desember 2016

Menyetujui,

Kepala Bagian PPM,

Ketua Peneliti,



Tutut Wurijanto, M.Kom.

NIDN. 0703056702

Ira Puspasari, S.Si., M.T

NIDN. 0710078601

RINGKASAN

Proses *thresholding* merupakan salah satu proses *pre processing* yang penting dalam penelitian. Pada beberapa penelitian proses *thresholding* dilakukan secara manual. Mengingat pentingnya proses *thresholding*, pada penelitian ini membuat dan mempelajari proses *thresholding* sebagai bagian dari proses pengolahan sinyal suara jantung diastolik. Telah dilakukan proses denoising pada sinyal diastolik yang diberi noise Gaussian dan White dengan nilai 5 dB, 10 dB dan 15 dB, menggunakan Discrete Wavelet Transform level dekomposisi 10, mother wavelet Daubechies dan Coiflet orde 2 dan 5. Penelitian ini membuat dan menerapkan *adaptive soft thresholding* dan *hard thresholding*, pada proses denoising. Hasilnya kedua threshold mampu dan sesuai untuk mengurangi noise sinyal yang tercampur, hal ini dibuktikan nilai SNR yang meningkat. Hasil denoising baik *soft thresholding* maupun *hard thresholding* menunjukkan bahwa nilai energi normalisasi dua tertinggi terletak pada nilai koefisien D4 dan D5, range frekuensi untuk D4 adalah antara 250 Hz sampai 500 Hz, dan range frekuensi untuk D5 adalah antara 125 Hz sampai 250 Hz.

Kata kunci: *Adaptive Thresholding*, *Soft Thresholding*, *Hard Thresholding*, *Denoising*, Dicrete Wavelet Transform

DAFTAR ISI

Ringkasan.....	III
Bab 1. Pendahuluan	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah	3
Bab 2. Tinjauan Pustaka	4
2.1. Hubungan Antara Suara Jantung Dengan Siklus Aktivitas Jantung	4
2.2. Phonocardiogram.....	5
2.3. NOISE.....	7
2.3.1. White Noise	7
2.3.2. Gaussian Noise.....	8
2.4. PEMROSESAN SINYAL SUARA JANTUNG	9
2.4.1. Transformasi Wavelet.....	9
2.4.2. Dekomposisi Wavelet	10
2.5. DISCRETE WAVELET TRANSFORM	11
2.5.1 Mother Wavelet	14
2.5.2. Daubechies.....	15
2.5.3. Coiflet	15
2.6. ADAPTIVE THRESHOLDING	16
2.6.2. Global Thresholding	17
2.7. PARAMETER	18
2.7.1. Signal-To-Noise Ratio (Snr)	18
2.7.2. Mean Square Error (Mse)	19
2.7.3. Energi.....	19
2.7.4. Normalisasi Energi.....	20
Bab 3. Tujuan Dan Manfaat Penelitian.....	21
3.1. Tujuan Penelitian	21
3.2. Target Luaran	21
3.3. Kontribusi Penelitian	21
3.4. RoadMap Penelitian	22
Bab 4. Metode Penelitian.....	23
4.1. Perancangan Sistem	23

4.2. Denoising	23
4.3. Energi Dekomposisi dan Normalisasi Energi Dekomposisi	23
4.3. Flowchart Program Pembangkitan Gaussian Noise.....	30
4.5. Flowchart Program Pembangkitan White Noise.....	32
4.6. Flowchart Program Denoising	32
4.6.1 Flowchart Program Denoising Dengan Metode Soft Thresholding	34
4.6.2 Flowchart Program Denoising Dengan Metode Hard Thresholding	35
4.7. Flowchart Program Energi Dekomposisi dan Normalisasi Energi	37
4.8. Flowchart Program Perhitungan Nilai SNR dan MSE	39
 Bab 5. Hasil Dan Luaran Yang Dicapai	41
5.1. Pembangkitan Sinyal Diastolik.....	41
5.2. Penambahan Noise.....	41
5.3. HASIL DENOISING SINYAL	44
5.3.1. Hasil Denoising Sinyal Dengan Soft Thresholding	44
5.3.2. Hasil Denoising Sinyal Dengan Hard Thresholding.....	56
5.3. HASIL DEKOMPOSISSI WAVELET	69
5.4. ANALISIS DEKOMPOSISSI ENERGI SINYAL DIASTOLIK	70
5.4.1. Soft Thresholding.....	70
5.4.2. Hard Thresholding	77
 Bab 6. Kesimpulan Dan Saran	85
6.1 KESIMPULAN.....	85
6.2 SARAN	86
 Daftar Pustaka.....	87

DAFTAR GAMBAR

Gambar 4.1 Diagram Blok Rancangan Penelitian.....	23
Gambar 4.2. Dekomposisi 10 Tingkat Dengan Frekuensi Cuplik 8khz.....	26
Gambar 4.3. Cuplikan Program Proses Dekomposisi.....	27
Gambar 4.4. Dekompisi <i>Wavelet</i> Diskrit 1d. (Matlab)	27
Gambar 4.5. <i>Flowchart</i> Proses Penelitian Sinyal Suara Jantung.....	28
Gambar 4.6. <i>Flowchart</i> Program Pembangkitan <i>Guassian Noise</i> Dan Penambahan <i>Noise</i> Ke Sinyal Tanpa <i>Noise</i>	31
Gambar 4.7. <i>Flowchart</i> Program Pembangkitan <i>White Noise</i> Dan Penambahan <i>Noise</i> Ke Sinyal Tanpa <i>Noise</i>	33
Gambar 4.8. <i>Flowchart</i> Program Perhitungan Nilai <i>Threshold</i> Dan <i>Denoising</i> Menggunakan <i>Soft Thresholding</i>	35
Gambar 4.9. <i>Flowchart</i> Program Perhitungan Nilai <i>Threshold</i> Dan <i>Denoising</i> Menggunakan <i>Hard Thresholding</i>	36
Gambar 4.10. <i>Flowchart</i> Program Perhitungan Energi Dekomposisi Dan Normalisasi Energi.	37
Gambar 4.11. <i>Flowchart</i> Program Untuk Mencari Nilai Snr	39
Gambar 4.12. <i>Flowchart</i> Program Untuk Mencari Nilai Mse	40
Gambar 5.1. Sinyal Suara Jantung Diastolik	41
Gambar 5.2. Sinyal Ditambah Noise Gaussian 5 Db.....	42
Gambar 5.3. Sinyal Ditambah Noise Gaussian 10 Db.....	42
Gambar 5.4. Sinyal Ditambah Noise Gaussian 15 Db.....	42
Gambar 5.5. Sinyal Ditambah Noise White 5 Db.....	43
Gambar 5.6. Sinyal Ditambah Noise White 10 Db.....	43
Gambar 5.7. Sinyal Ditambah Noise White 15 Db.....	43
Gambar 5.8. Proses Denoising Noise Gaussian 5 Db Dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10	44
Gambar 5.9. Proses Denoising Noise Gaussian 5 Db Dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10	45
Gambar 5.10. Proses Denoising Noise Gaussian 10 Db Dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10	46
Gambar 5.11. Proses Denoising Noise Gaussian 10 Db Dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10	46

Gambar 5.12. Proses Denoising Noise Gaussian 15 Db Dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10	47
Gambar 5.13. Proses Denoising Noise Gaussian 15 Db Dengan Mother Wavelet Coifletorde 2 Level 10	47
Gambar 5.14. Perbandingan Antara Mse Terhadap Snr Pada Sinyal Bernoise Gaussian Menggunakan <i>Soft Thresholding</i>	50
Gambar 5.15. Proses Denoising Noise White 5 Db Dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10	51
Gambar 5.16. Proses Denoising Noise White 5 Db Dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10	51
Gambar 5.17. Proses Denoising Noise White 10 Db Dengan Mother Wavelet	52
Gambar 5.18. Proses Denoising Noise White 10 Db Dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10	52
Gambar 5.19. Proses Denoising Noise White 15 Db Dengan Mother Wavelet	53
Gambar 5.20. Proses Denoising Noise White 15 Db Dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10	53
Gambar 5.21. Perbandingan Antara Mse Terhadap Snr Pada Sinyal Bernoise White Menggunakan <i>Soft Thresholding</i>	56
Gambar 5.22. Proses Denoising Noise Gaussian 5 Db Dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10	56
Gambar 5.23. Proses Denoising Noise Gaussian 5 Db Dengan Mother Wavelet	57
Gambar 5.24. Proses Denoising Noise Gaussian 10 Db Dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10	57
Gambar 5.25. Proses Denoising Noise Gaussian10 Db Dengan Mother Wavelet	58
Gambar 5.26. Proses Denoising Noise Gaussian 15 Db Dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10	58
Gambar 5.27. Proses Denoising Noise Gaussian 15 Db Dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10	59
Gambar 5.28. Perbandingan Antara Mse Terhadap Snr Pada Sinyal Bernoise Gaussian Menggunakan <i>Hard Thresholding</i>	61
Gambar 5.29. Proses Denoising Noise White 5 Db Dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10	62
Gambar 5.30. Proses Denoising Noise White 5 Db Dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10	62

Gambar 5.31. Proses Denoising Noise White 10 Db Dengan Mother Wavelet	63
Gambar 5.32. Proses Denoising Noise White 10 Db Dengan Mother Wavelet Coiflet	63
Gambar 5.33. Proses Denoising Noise White 15 Db Dengan Mother Wavelet	64
Gambar 5.34. Proses Denoising Noise White 15 Db Dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10	64
Gambar 5.35. Perbandingan Antara Mse Terhadap Snr Pada Sinyal Bernoise White Menggunakan <i>Hard Thresholding</i>	67
Gambar 5.36. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 5 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	71
Gambar 5.37. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 5 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	71
Gambar 5.38. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 10 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	72
Gambar 5.39. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 10 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	72
Gambar 5.40. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 15 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	73
Gambar 5.41. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 15 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	73
Gambar 5.42. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 5 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	74
Gambar 5.43. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 5 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	74
Gambar 5.44. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 10 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	75
Gambar 5.45. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 10 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	76
Gambar 5.46. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 15 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	76
Gambar 5.47. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 15 Db Dengan <i>Soft Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	76
Gambar 5.48. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 5 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	77

Gambar 5.49. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 5 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	78
Gambar 5.50. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 10 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies.....	78
Gambar 5.51. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 10 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	79
Gambar 5.52. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 15 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies.....	79
Gambar 5.53. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 15 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	80
Gambar 5.54. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 5 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	80
Gambar 5.55. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 5 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	81
Gambar 5.56. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 10 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	81
Gambar 5.57. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 10 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	82
Gambar 5.58. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 15 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Daubechies	82
Gambar 5.59. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 15 Db Dengan <i>Hard Thresholding</i> Untuk Mother Wavelet Coiflet	83

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Nilai Threshold Minimax Berdasarkan Ukuran Sampel	18
Tabel 5.1. Hasil Perbandingan Nilai Snr Soft Thresholding Pada Denoising Sinyal Bernoise Gaussian Dengan Dwt Daubechies 5	48
Tabel 5.2. Hasil Perbandingan Nilai Snr Soft Thresholding Pada Denoising Sinyal Bernoise Gaussian Dengan Dwt Coiflet 5	48
Tabel 5.3. Hasil Perbandingan Nilai Snr Soft Thresholding Pada Denoising Sinyal Bernoise Gaussian Dengan Dwt Daubechies 2	49
Tabel 5.4. Hasil Perbandingan Nilai Snr Soft Thresholding Pada Denoising Sinyal Bernoise Gaussian Dengan Dwt Coiflet 2	49
Tabel 5.5. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Soft Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise White Dengan Dwt Daubechies 5	54
Tabel 5.6. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Soft Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise White Dengan Dwt Coiflet 5	54
Tabel 5.7. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Soft Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise White Dengan Dwt Daubechies 2	55
Tabel 5.8. Hasil Perbandingan Nilai Snr Soft Thresholding Pada Denoising Sinyal Bernoise White Dengan Dwt Coiflet 2	55
Tabel 5.9. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Hard Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise Gaussian Dengan Dwt Daubechies 5	59
Tabel 5.10. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Hard Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise Gaussian Dengan Dwt Coiflet 5	60
Tabel 5.11. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Hard Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise Gaussian Dengan Dwt Daubechies 2	60
Tabel 5.12. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Hard Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise Gaussian Dengan Dwt Coiflet 2	61
Tabel 5.13. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Hard Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise White Dengan Dwt Daubechies 5	65
Tabel 5.14. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Hard Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise White Dengan Dwt Coiflet 5	65
Tabel 5.15. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Hard Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise White Dengan Dwt Daubechies 2	66

Tabel 5.16. Hasil Perbandingan Nilai Snr <i>Hard Thresholding</i> Pada Denoising Sinyal Bernoise White Dengan Dwt Coiflet 2	66
---	----

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada pengolahan sinyal suara jantung ekstraksi ciri memegang peranan penting, dikarenakan mampu memberikan informasi tentang kandungan nilai dalam domain waktu dan frekuensi. Beberapa penelitian memberikan hasil bahwa dalam sinyal suara jantung terdapat nilai frekuensi, energi, waktu, serta ciri khusus yang membedakan antara sinyal yang satu dengan yang lainnya.

Untuk mendapatkan ciri khusus yang disebut dengan ekstraksi ciri diperlukan beberapa tahapan yaitu pengambilan data, *pre processing*, *denoising*, dan analisis data. Tahapan *pre processing* memiliki arti penting karena akan mempengaruhi tahapan berikutnya. Pada tahap ini terdapat penghilangan noise, karena pada saat pengambilan data sinyal suara jantung terdapat beberapa noise yang muncul, hal ini dikarenakan suara paru-paru, suara disekitar lingkungan perekaman, suara pergerakan stetoskop menjadikan data rekaman memiliki noise. Pada beberapa penelitian proses *thresholding* dilakukan secara manual.

Pada penelitian yang telah dilakukan oleh Ekinasti (2016), analisis dan ekstraksi ciri sinyal suara jantung menggunakan dekomposisi wavelet, terdapat beberapa nilai yang kurang konsisten dikarenakan proses *thresholding* yang masih manual. Hal ini menyebabkan beberapa nilai yang masuk pada proses *denoising* kurang tepat, karena proses *thresholding* berdasarkan hasil visualisasi.

Pada aplikasi pengolahan sinyal digital pada analisis dan pengenalan suara jantung dan paru untuk diagnosis penyakit jantung dan paru secara otomatis (Rizal dan Suryani, 2007), terdapat kurang akurat data pada sa (Rizal Achmad 2007)at *classifier* dengan akurasi 60%, hal ini dikarenakan beberapa tahapan yang belum

sempurna baik dalam proses *preprocessing*, berupa *thresholding* dan ekstraksi ciri sebelum data ciri masuk dalam klasifikasi.

Proses *thresholding* merupakan salah satu proses yang penting dalam penelitian. Beberapa penelitian telah menerapkan penggunaan *thresholding* untuk image processing, adaptive thresholding technique for document image analysis (Rais, Hanif dan Taj, 2010), modifikasi metode *thresholding* Nicblack memberikan hasil yang signifikan dalam menyimpan data kontras, efek perubahan bentuk. Beberapa modifikasi metode *thresholding* dilakukan untuk menyesuaikan tujuan penelitian. Pada penelitian tentang image diterapkan *adaptive image thresholding* based on Peak Signal-to-noise Ratio (SNR) (Pirahansiah, Abdullah, Sahran, 2013), menyatakan bahwa metode single threshold lebih cepat dibandingkan multilevel, diterapkan indikator hasil segmentasi dengan menggunakan rasio SNR.

Algoritma baru untuk *adaptive smoothing of signal in speech enhancement* digunakan untuk melihat pengaruh sinyal *speech* yang telah dikontaminasi noise, yang kemudian *denoising* menggunakan transformasi wavelet. Kata Malayalam yang telah di noisy di *denoising* dan di threshold dengan *Soft Thresholding* (ST). Hasil dari SNR mengindikasikan bahwa adaptive smoothing mempengaruhi kualitas penurunan noise (Sunny, Peter, Jacob, 2013).

Mengingat pentingnya proses *thresholding*, dan pentingnya informasi yang terdapat pada fase diastolik (Puspasari, 2013), maka pada penelitian ini akan mempelajari proses *thresholding* sebagai bagian dari proses pengolahan sinyal suara jantung. Metode *adaptive thresholding* akan diterapkan pada sinyal suara jantung fase diastolik, sebelum proses *denoising* dengan menggunakan *Discrete*

Wavelet Transform. Sinyal suara jantung diastolik *database* akan diberi *noise* dengan White dan Gaussian *Noise*.

Dengan tersedianya sistem *thresholding* yang *adaptive* dan tepat sasaran akan memberikan gambaran pada peneliti tentang penerapan *threshold* sebelum proses *denoising*. Diharapkan sistem thresholding yang otomatis dan *adaptive* dapat mengurangi subjektivitas peneliti dalam melakukan *thresholding* secara manual.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan ilustrasi masalah di atas, didapatkan **rumusan masalah** sebagai berikut :

Bagaimana melakukan proses *denoising* sinyal suara jantung diastolik yang mengandung *noise* menggunakan *adaptive thresholding*

1.3 Batasan Masalah

Sedangkan **batasan** yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Data yang diteliti adalah pada fase diastolik sinyal suara jantung normal *database* (puspasari, 2013).
2. *Noise* yang diberikan pada sinyal adalah *Gaussian* dan *White Gaussian Noise*.
3. Proses *denoising* menggunakan *Discrete Wavelet Transform* dengan mother wavelet Daubechies dan Coiflet

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

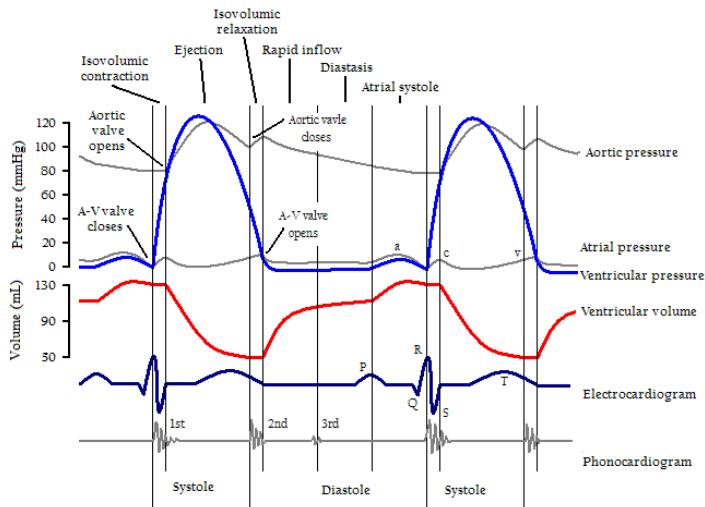
2.1. Hubungan Antara Suara Jantung Dengan Siklus Aktivitas Jantung

Selama fase sistolik dan diastolik, suara jantung dihasilkan dari pembukaan dan penutupan katub jantung, aliran darah didalam jantung, getaran otot jantung. Empat suara jantung dihasilkan di siklus kardiak [Abbas, 2009]. Suara jantung pertama (S1) dan kedua (S2) dapat didengar dengan mudah pada jantung normal melelui stetoskop yang ditempatkan di area dada dengan tepat. Suara jantung pertama (S1), membentuk " lubb" dari " lubb-dub" atau " lubb-dup" dan terdiri atas komponen M1 dan T1.

Suara Jantung yang kedua atau S2, membentuk " lubb-dub" atau " lubb-dup" dan terdiri atas komponen A2 Dan P2. Secara normal A2 mendahului P2 terutama selama bernapas suatu S2 dapat terdengar. Hal ini disebabkan oleh blok yang mendadak membalikkan darah mengalir dalam penutup katub aortic dan katub yang berkenaan dengan paru-paru pada ujung ventricular sistol, yaitu permulaan ventricular diastol. Ketika bilik jantung yang kiri mengosongkan, tekanan nya jatuh di bawah tekanan aorta, darah aortic mengalir dengan cepat membalikkan punggung ke arah bilik jantung yang kiri, menangkap selebaran katub aortic dan terhenti oleh penutup katub aortic. Dengan cara yang sama, ketika tekanan di dalam bilik jantung jatuh di bawah tekanan nadi/jalan utama yang berkenaan dengan paru-paru, maka katub paru-paru akan menutup.

Suara jantung ketiga (S3) adalah suara bernada rendah dengan frekuensi berkisar antara 70-90 cps [Erickson, 2003]. Suara ketiga adalah bunyi pengisian, darah dengan cepat menuju ventrikel selama pengisian, pada permulaan diastole dengan pelepasan energi yang cukup besar, maka suara ketiga akan terauskultasi.

Interval antara suara kedua dan ketiga 0,1 sampai 0,2 detik. Suara jantung yang terdapat pada fase sistol dan diastol dapat dilihat pada gambar siklus jantung (Gambar 2.1.). Suara jantung ketiga terdengar pada orang normal di bawah usia 30 tahun. Jika usia lebih dari 30 tahun, dianggap patologis dan disebut sebagai *gallop protodiastolic* atau ventrikuler (Erickson, 2003).



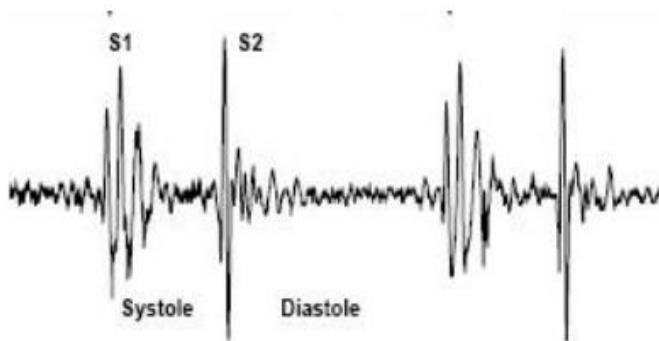
Gambar 2.1. Gambar Hubungan Suara Jantung dan Siklus Jantung
(Abbas, 2009)

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). 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, 2009). 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.

Dalam keadaan normal suara jantung menghasilkan dua suara yang berbeda yang sering dinyatakan dengan lub-dub atau disebut suara jantung pertama (S1) dan suara jantung kedua (S2). Suara lub atau suara jantung pertama (S1) muncul akibat dua penyebab yaitu : penutupan katub atrioventrikular (katub mitral dan trikuspidalis) dan kontraksi otot-otot jantung. Sedangkan suara dub atau suara jantung kedua (S2) disebabkan dari penutupan katub semilunaris (katub aorta dan pulmonal). Suara jantung pertama memiliki waktu yang sedikit lebih lama dibandingkan dengan suara jantung kedua (Nurlaili, 2011). Diantara suara jantung pertama dan suara jantung kedua terdapat dua interval yaitu sistole dan diastole. Sistole adalah tekanan darah yang dialirkan dari jantung ke arteri dan nadi, sedangkan diastole merupakan tekanan darah balik dari arteri dan nadi ke jantung. Sistole ialah interval antara suara jantung S1 dan S2 , Universitas Sumatera Utara 13 sedangkan diastole interval antara suara jantung S2 dan S1. Secara jelas dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2. Phonocardiogram Jantung (Amin, 2009)

Jantung juga menghasilkan suara ketiga (S3) dan keempat (S4) tetapi lebih rendah dalam intensitas dan normalnya tidak dapat didengar. Jantung yang tidak normal akan menimbulkan suara tambahan yang disebut dengan murmur

(Anggraeni & Rizal, 2007). Suara ketiga (S3) bernada rendah dan dalam keadaan normal terdengar $\pm 0,015$ sampai 0,017 detik setelah bunyi jantung II, terjadi akibat getaran cepat dari aliran darah saat pengisian cepat dari ventrikel. Dapat terdengar pada anak sampai dewasa muda. Sedangkan suara keempat (S4) disebabkan kontraksi atrium yang mengalirkan darah ke ventrikel yang kompliansnya menurun. Suara keempat (S4) kadang terdengar pada dewasa muda 0,08 detik sebelum bunyi jantung I dengan intensitas rendah.

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. White Noise

Salah satu model noise yang paling populer adalah white noise. Menurut Chan dan Shen (2005, p150) *white noise* adalah sinyal stokastik stasioner $n(t)$ dengan nilai rata-rata nol yang power spectral *density* (distribusi energi sinyal per unit waktu dalam domain frekuensi)- nya $S_{nn}(\omega)$ adalah sebuah konstanta σ^2 pada seluruh spektrum : $\omega \in \mathbf{R}$. Secara lebih umum, sinyal demikian disebut *bandlimited*

white noise jika $S_{nn}(\omega)$ adalah konstan pada beberapa pita spektrum, dan bernilai 0 jika di luar pita spektrum tersebut.

Untuk white noise diskrit $n(k), \omega \in \mathbf{Z}$, adalah white noise, yang rangkaian autokorelasinya didefinisikan sebagai berikut.

$$R(m) = R_{nn}(m) = E[n(k)n(k + m)], m \in \mathbf{Z} \quad (2.1)$$

Pada fungsi power spectral density $S_{nn}(\omega) \equiv \sigma^2$, maka besarnya $R(m) = \sigma^2 \delta_m$, dengan rangkaian delta Dirac δ_m . Hal ini berarti untuk setiap hambatan m bukan nol, $n(k)$ dan $n(k + m)$ sebagai 2 variabel acak selalu tidak berkorelasi. Hal ini terjadi secara otomatis jika keduanya independen (karena rata-ratanya dianggap nol).

2.3.2. 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 :

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2} \quad (2.2)$$

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:

$$y(i, j) = x(i, j) + p.a \quad (2.3)$$

dimana: $a = \text{nilai bilangan acak berdistribusi gaussian}$

p = prosentase *noise*

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

$x(i,j)$ = nilai sinyal 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. Pemrosesan Sinyal Suara Jantung

Dalam menganalisis sinyal diperlukan beberapa proses, antara lain: proses normalisasi, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Ekstraksi ciri atau pengambilan penciri dapat dilakukan pada domain waktu dan domain frekuensi. Berikut ini penjelasan beberapa teknik pengolahan sinyal.

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:

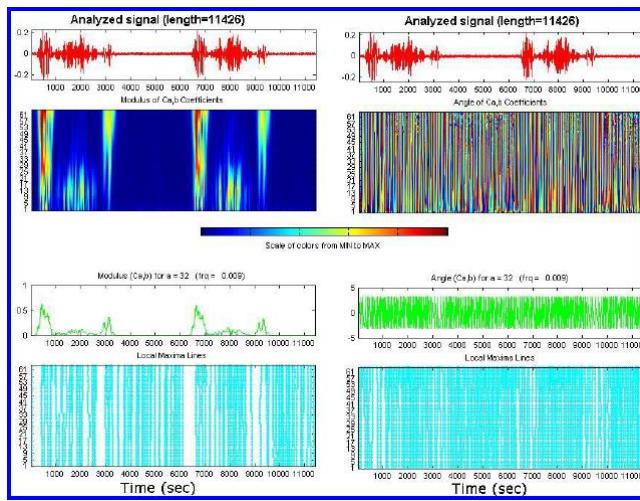
- Transformasi Fourier dengan memanfaatkan *window function* tidak digunakan lagi. Sehingga puncak tunggal (*single peak*) atau frekuensi yang bernilai negatif tidak dihitung lagi.
- Lebar *window* diubah seiring dengan perhitungan transformasi untuk setiap sinyal yang ada (Ini merupakan karakteristik 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, 2009]. 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.

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 2.3. menunjukan dekomposisi pada sinyal PCG berdasarkan pendekatan Wavelet, 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 2.3. Dekomposisi Sinyal PCG Dengan Menggunakan Wavelet.

(Abbas, Bassam, 2009)

2.5. Discrete Wavelet Transform

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

$$\Psi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{s_0^s}} \Psi \left(\frac{t - \tau \tau_0 s_0^s}{s_0^s} \right). \quad (2.4)$$

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 4 akan menjadi

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

(Abbas, Bassam, 2009)

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

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

$T_{s,\tau}$ 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

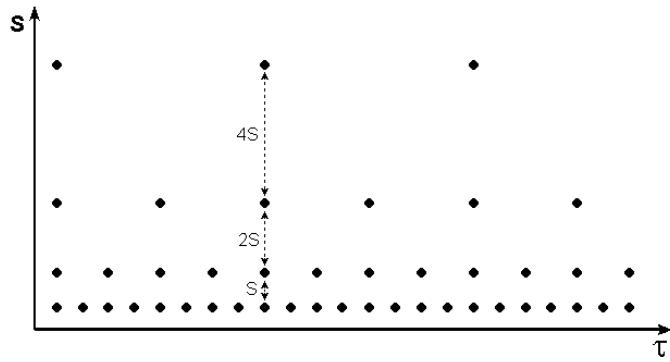
$$\phi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{2^s}} \phi\left(\frac{t - \tau 2^s}{2^s}\right) \quad (2.7)$$

Lalu fungsi penskala di konvolusi dengan sinyal sehingga menghasilkan koefisien aproksimasi:

$$S_{s,\tau} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \phi_{s,\tau}(t) dt \quad (2.8)$$

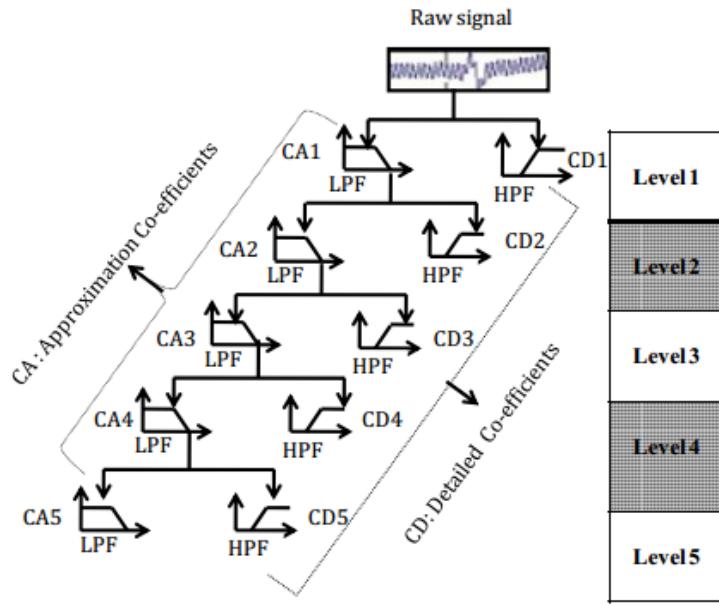
Akhirnya sinyal $x(t)$ dapat disajikan sebagai kombinasi deret ekspansi dengan menggunakan koefisien aproksimasi dan koefisien detil sebagai berikut:

$$x(t) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} S_{s_0,\tau} \phi_{s_0,\tau}(t) + \sum_{s=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} T_{s,\tau} \Psi_{s,\tau}(t) \quad (2.9)$$



Gambar 2.4. Lokalisasi *Wavelet* Diskrit di Dalam Ruang Waktu-Skala Pada *Dyadic Grid*. (Vallens,1999)

Untuk pengaplikasian *Discrete Wavelet Transform*, sinyal masukan diproses dengan melewatkannya 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 detil dari sinyal *input*. Sinyal frekuensi rendah ini dapat dimanfaatkan untuk mengenali pola umum pada sinyal *input*. Contoh untuk dekomposisi pada *Wavelet* diskrit transform satu dimensi ditunjukkan pada gambar 2.5 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*.



Gambar 2.5. Dekomposisi Orde 5

2.5.1 *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).

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.10)$$

Keterangan:

b = parameter translasi

a = parameter skala

ψ = mother wavelet

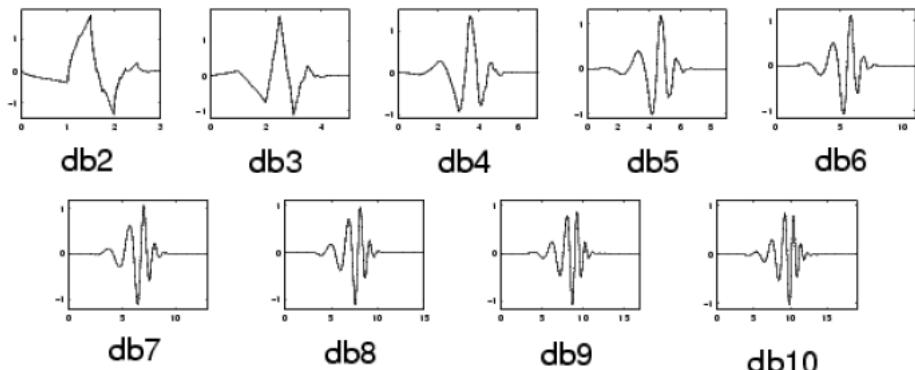
$|a|$ = normalisasi energi

2.5.2. 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 menetukan koefisien filter adalah sebagai berikut :

$$b_k = (-1)^k a_{N-1-k} \quad (2.11)$$

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).



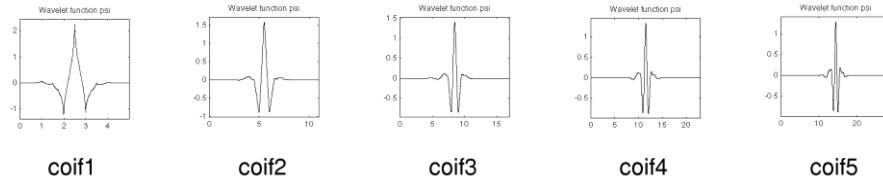
Gambar 2.6. Wavelet Daubechies

2.5.3. 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. Adapun bentuk persamaan akhir untuk koefisien filter yang digunakan dalam filter ini adalah sebagai berikut ini :

$$B_k = (-1)^k C_{n-1-k} \quad (2.12)$$

Dimana k adalah indeks koefisien, B koefisien Wavelet, C adalah skala urutan koefisien. N merupakan indeks Wavelet, seperti $N=6$, untuk $C6$. (Napitupulu, 2012)



Gambar 2.7. Wavelet Coiflet

2.6. 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 3 jenis *thresholding* yang diterapkan pada fungsi wavelet, yaitu *hard thresholding* dan *soft thresholding*. Berikut ini adalah rumus *Hard thresholding*:

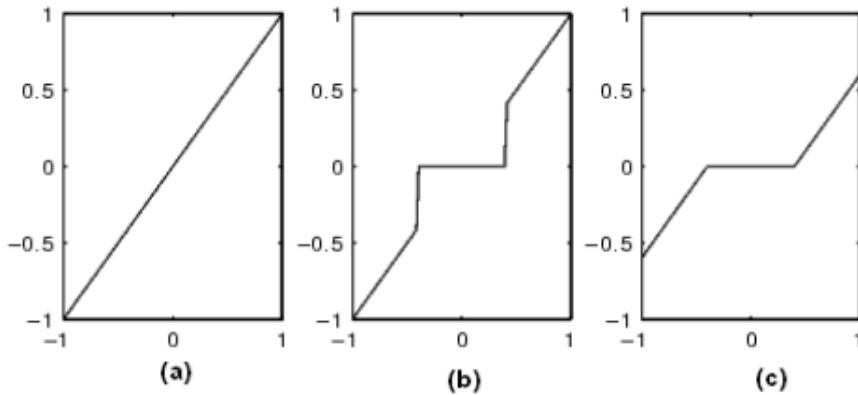
$$\text{Hard Treshold} = \begin{cases} y = x, & \text{if } |x| > \lambda \\ y = 0, & \text{if } |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (2.13)$$

Sedangkan *soft thresholding* dirumuskan:

$$\text{Soft Treshold} = \begin{cases} y = x - \lambda, & \text{if } |x| > \lambda \\ y = x + \lambda, & \text{if } |x| < -\lambda \\ y = 0, & \text{if } |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (2.14)$$

Pada *hard thresholding*, elemen – elemen yang memiliki nilai kurang dari *threshold* (λ), 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 2.8 (a) sinyal asli ,tipe *Threshold* (b) *Hard* dan (c) *Soft*.

2.6.1. *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*).

2.6.2. *Global Thresholding*

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

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

$$\sigma = \frac{\text{median}(d_{L-1,k})}{0.6745}, \quad k = 0, 1, \dots, 2^{L-1} - 1 \quad (2.15)$$

b. *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

2.7. Parameter

2.7.1. Signal-to-Noise Ratio (SNR)

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

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} x[n]^2}{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - x_{dn}[n])^2} \right) \quad (2.16)$$

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

$$MSE = \sum_{i=1}^n (s - s_e)^2 \quad (2.17)$$

Dimana :

MSE = mean Squire error

n = panjang sinyal

S = sinyal input

Se = sinyal output

2.7.3. Energi

Energi 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 approksimasi 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, 2006).

Energi dekomposisi rerata di setiap \mathbf{E}_{Di} dihitung dengan persamaan (diasumsikan akan didekomposisi hingga level 10):

$$\mathbf{E}_{Di} = \frac{\sum(Di(k))^2}{jumlah cuplik Di}, K=1,2,\dots\dots\text{Panjang } D_i \quad (2.18)$$

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

Energi dekomposisi rerata di \mathbf{E}_{A10} dihitung dengan persamaan (diasumsikan akan didekomposisi hingga level 10) :

$$\mathbf{E}_{A10} = \frac{\sum(A_{10}(k))^2}{jumlah cuplik A_{10}}, K=1,2,\dots\dots\text{Jumlah cuplik } A_{10} \quad (2.19)$$

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.

$$\mathbf{EN}_j = \frac{E_{Di}}{maks(E_{D1}, E_{A10})}, j = 1,2,3,\dots,n \quad (2.20)$$

\mathbf{EN}_j = Energi rerata normalisasi pada dekomposisi ke -j ($j = 1,2,3,\dots,N=10$)

\mathbf{E}_{Di} = Energi rerata sinyal detail ke- I ($i = 1,2,3,\dots,N=10$)

\mathbf{E}_{A10} = Energi rerata sinyal aproksimasi A_{10}

BAB 3. TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN

3.1 Tujuan Penelitian

Melakukan proses *denoising* sinyal suara jantung diastolik yang mengandung *noise* menggunakan *adaptive thresholding*

3.2 Target Luaran

Proses *thresholding* merupakan salah satu bagian yang penting dalam proses *denoising*, jika proses penghilangan *noise* dilakukan secara otomatis dan *adaptive* akan mengurangi kesalahan dalam membuang *noise* pada data. Dimana hasil penelitian ini akan dipublikasikan pada “International Conference on Electrical, Electronics, Computer Science, Mathematics, Physical Education and Management (ICEECMPE)” Singapore, 18th Feb 2017

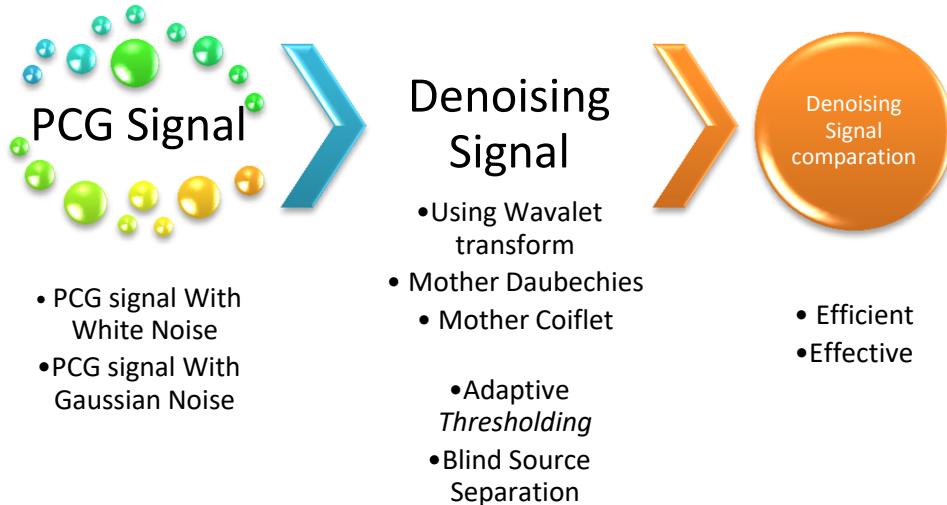
3.3 Kontribusi Penelitian

(1) Adanya kebutuhan akan data ciri suara jantung normal, yang kemudian bisa digunakan sebagai *data learning*, dalam penelitian yang lebih lanjut yaitu perangkat lunak yang mampu membedakan, mengklasifikasikan serta menganalisis berbagai sinyal jantung. Salah satu *data learning* yang telah ada yaitu data ekskstraksi ciri suara jantung normal, pada fase diastolik dan sistolik (Puspasari, 2013). Akan tetapi pada penelitian tersebut, proses *thresholding* masih menggunakan cara manual.

(2) Adanya kebutuhan akan teknologi (puspasari, 2013) *denoising* dengan *threshold* yang adaptive, sehingga tidak menyebabkan data yang seharusnya bisa dianalisis terhapus secara manual. Hal ini akan menyebabkan berkurangnya informasi yang didapatkan saat proses ekstraksi ciri.

3.4 Roadmap Penelitian

Pada penelitian ini terdapat *road map* penelitian secara keseluruhan, dimana penelitian *adaptive thresholding* pada *denoising* sinyal PCG diastolik. Gambar *road map* ditunjukkan pada gambar 3.1.



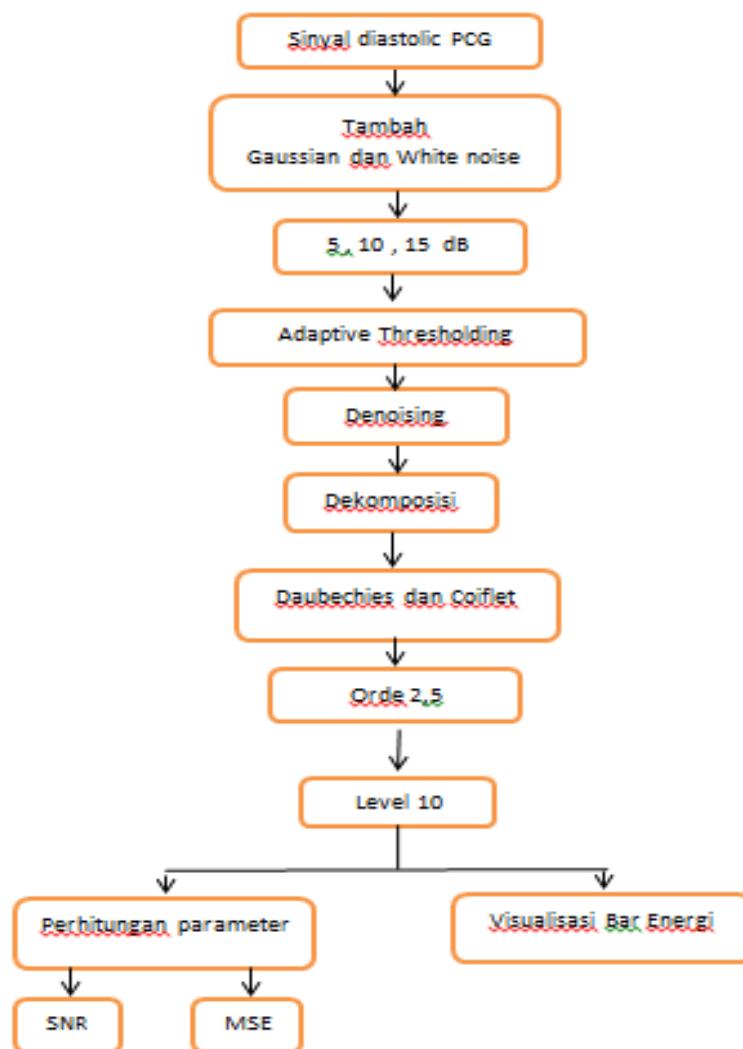
Gambar 3.1. Road Map Penelitian Secara Keseluruhan

Terdapat beberapa tahap yang akan dilakukan dalam penelitian ini diantaranya sebagai berikut: studi pendahuluan, perancangan sistem, pengumpulan data, pemberian *noise* pada data, *denoising signal*, dan analisis sistem.

BAB 4. METODE PENELITIAN

4.1. Perancangan sistem

Secara garis besar sistem dibagi menjadi tiga buah subsistem, yaitu: persiapan data dan penambahan *white noise* pada data, penghilangan *noise* menggunakan metode wavelet yang dilengkapi *adaptive thresholding* pada data sinyal PCG fasa diastolik, serta perbandingan hasil data *denoising* sinyal dengan sinyal non noise. Gambar 4.1. merupakan blok diagram keseluruhan penelitian:



Gambar 4.1 Diagram Blok Rancangan Penelitian.

Pada persiapan data, data sinyal suara jantung diambil dari *database* sinyal jantung PCG. Karena dalam penelitian ini dibutuhkan sebuah data sinyal jantung

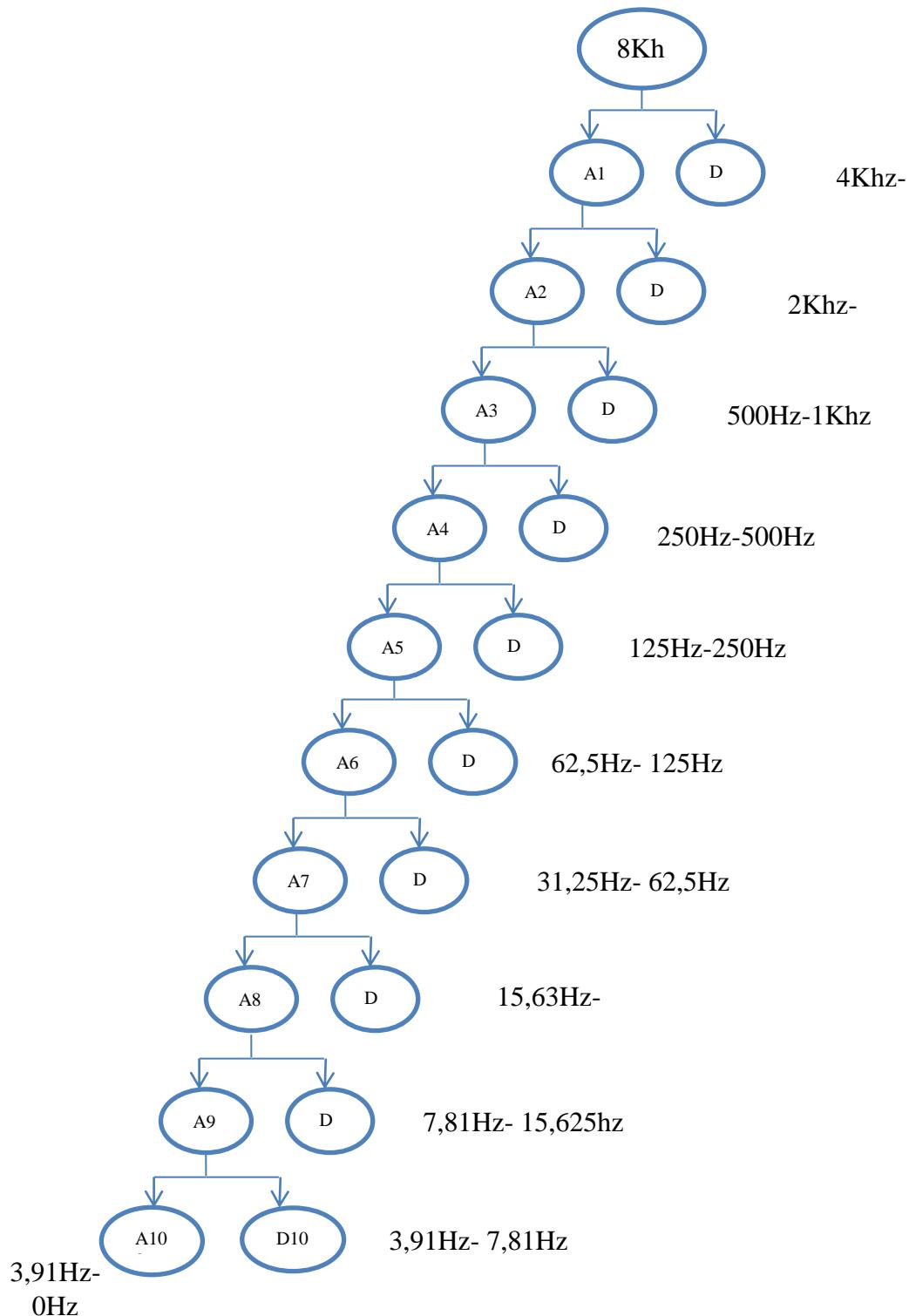
tanpa adanya *noise*, yang nantinya akan digunakan sebagai pembanding. Pengambilan data melalui *database* dikarenakan, meskipun saat ini terdapat banyak alat yang dapat menampilkan visualisasi dari sinyal jantung PCG, masih terdapat *noise*, sedangkan tujuan utama dari penelitian ini adalah penerapan *adaptive thresholding* untuk mengurangi noise pada proses *denoising*.

White noise dan *gaussian noise* akan dibangkitkan pada sinyal yang telah diambil. Setelah proses *noising* langkah berikutnya adalah *denoising* menggunakan *adaptive thresholding* yang akan diterapkan pada metode *wavelet*. Adapun dalam penelitian ini terdapat dua *mother wavelet* yang akan digunakan, yaitu daubechies dan coiflet. Agar dapat diketahui keefektifan metode *denoising* menggunakan *wavelet* dilengkapi dengan *adaptive thresholding* pada sinyal jantung PCG.

Data sinyal jantung dari data base hanya diambil pada fase diastolik, sinyal bersih data base akan beri noise yaitu gaussian noise dan white gaussian noise dengan menggunakan SNR 5, 10 dan 15. Setelah itu sinyal akan di *thresholding* secara adaptive bergantung pada besarnya noise yang terkandung pada sinyal. Sinyal hasil *thresholding* kemudian di *denoising* menggunakan DWT dengan dekomposisi *wavelet* menggunakan frekuensi sampling 8KHz. Mother *wavelet* yang digunakan pada metode DWT ini adalah Coiflet dan Daubechies. Masing – masing mother *wavelet* memiliki orde 2 dan orde 5, serta level 10. Hasil akhir akan dianalisis nilai perbandingan SNR terhadap MSE.

Transformasi Wavelet diskrit digunakan untuk mendekomposisikan sinyal masukan Diastolik PCG ke dalam bentuk gelombang seusai dengan Mother Wavelet yang digunakan, dekomposisi dilakukan dengan memisahkan sinyal masukan ke dalam frekuensi rendah dan frekuensi tinggi, hasil dari dekomposisi

adalah komponen *approximation* yang merupakan scaling function (lowpass filter) dan komponen detail yang merupakan *Wavelet function*. (Sundararajan, 2015). Level dekomposisi ditetapkan berdasarkan frekuensi cuplik yang digunakan (Venkatta, 2015). Penelitian ini dipengaruhi beberapa parameter yaitu sinyal PCG dari setiap subyek, frekuensi cuplik, Mother Wavelet, dan level dekomposisi. Sinyal PCG akan didekomposisikan menjadi A yang merupakan approksimasi dan D yang merupakan detail, serta akan didekomposisikan sesuai dengan frekuensi cupliknya, pada frekuensi cuplik 8Khz akan didekomposisikan sebanyak 10 tingkat yang dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2. Dekomposisi 10 Tingkat Dengan Frekuensi Cuplik 8Khz.

Analisis transformasi *Wavelet* diskrit dilakukan dengan mendekomposisi sinyal PCG menggunakan Matlab, untuk mendekomposisi sinyal satu dimensi maka digunakan fungsi wavedec, cuplikan program proses dekomposisi dapat dilihat pada Gambar 4.3.

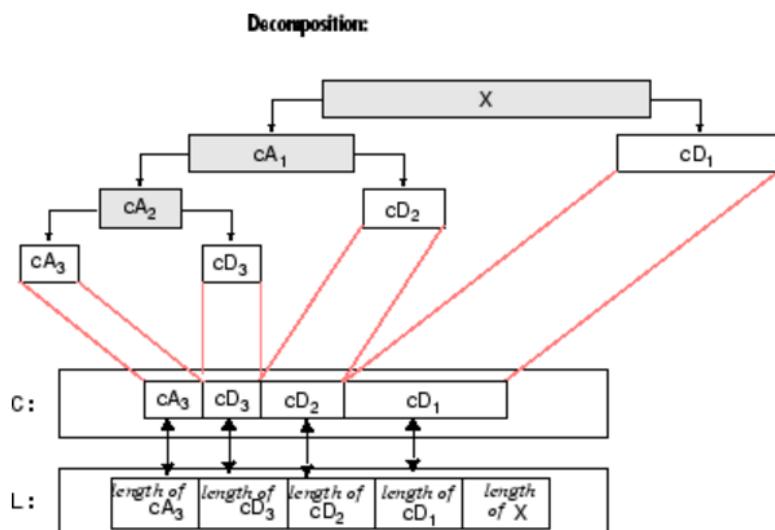
```

1 %baca sinyal
2 sinyal = audioread('myfile.wav');
3 %jenis wavelet
4 w = 'db5';
5 %tingkatan level
6 L = 10;
7 %dekomposisi
8 [C,L] = wavedec(sinyal,L,w);

```

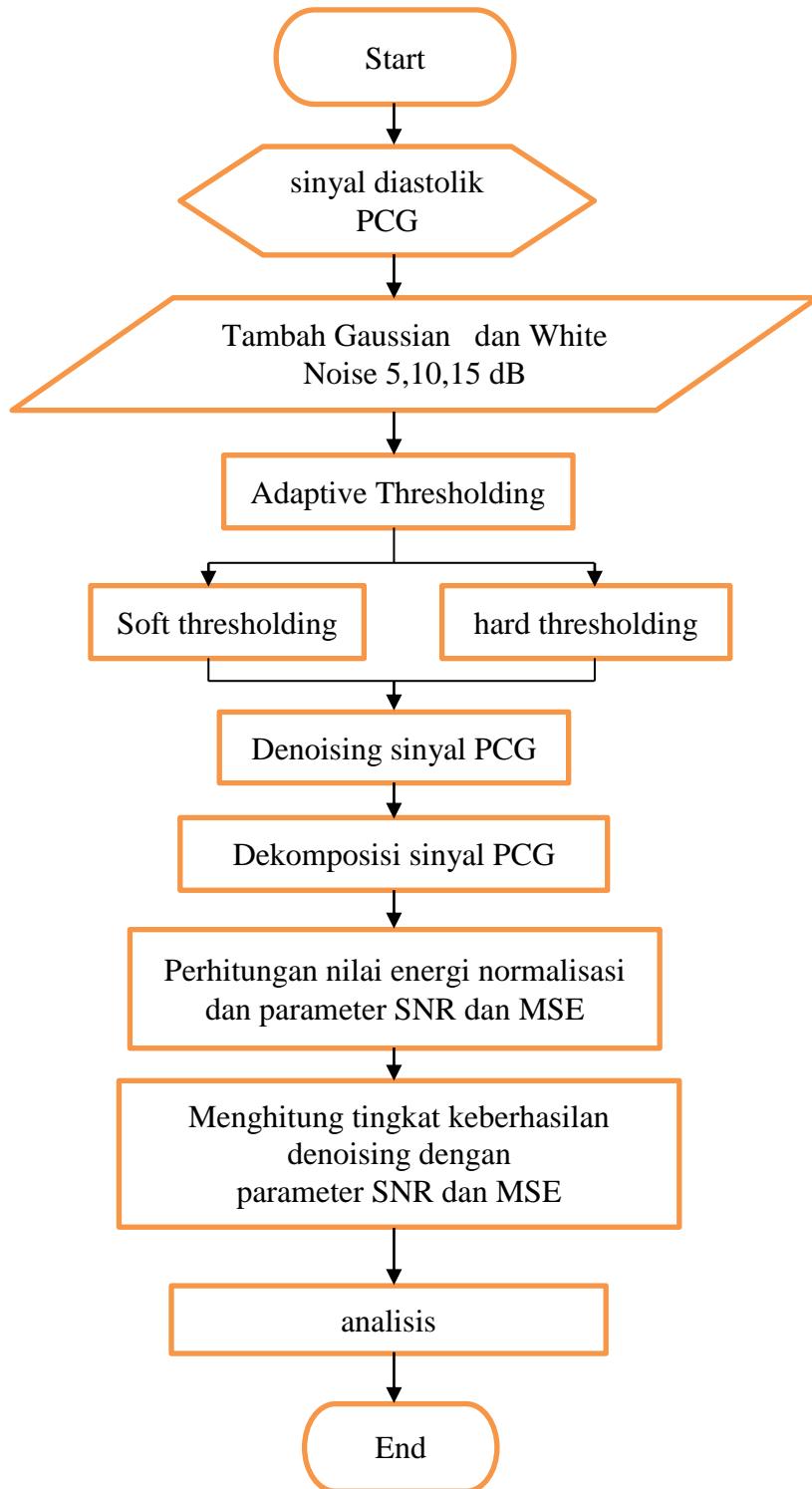
Gambar 4.3. Cuplikan Program Proses Dekomposisi.

Fungsi wavedec('x',N,'Wname') pada matlab memiliki parameter input x untuk sinyal masukan, N untuk tingkat level, dan Wname untuk *Mother Wavelet*, sedangkan parameter outputnya adalah hasil dekomposisi dan panjang data dari setiap komponen dapat dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4. Dekomposisi *Wavelet* Diskrit 1D. (Matlab)

Prosedur ini menjelaskan tentang langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian seperti pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5. *Flowchart* Proses Penelitian Sinyal Suara Jantung.

4.2. Denoising

Denoising sinyal bertujuan untuk menghapus data yang tidak diperlukan, yang terekam pada saat proses perekaman suara sinyal jantung. Setelah sinyal suara jantung diambil maka sinyal harus di *Denoising* terlebih dahulu, metode *Denoising* yang digunakan adalah *soft thresholding*, dimana metode ini akan membuat nilai yang berada antara threshold $-T < X < T$ menjadi 0, sedangkan nilai yang lebih dari T telah diubah untuk mendekati axis X. *Denoising* pada penelitian ini dilakukan secara *adaptive* jadi nilai threshold akan didapatkan dari karakteristik dari sinyal input. *Mother Wavelet* yang digunakan untuk *Denoising* adalah daubechies dan coiflet, hal ini dikarenakan pada penelitian yang dilakukan oleh Mishra tahun 2013 dengan judul *Denoising Of Heart Sound Signal Using Wavelet Transform* didapatkan bahwa daubechies 5 memiliki nilai presentase rekonstruksi yang maksimum dan nilai SNR(*Signal to Noise Ratio*) yang maksimum dimana SNR merupakan metode untuk mengukur kekuatan sinyal terhadap derau, yang berarti bahwa semakin besar nilai SNR maka akan semakin baik hasil produk yang didapat dari *Denoising* tersebut.

4.3. Energi Dekomposisi dan Normalisasi Energi Dekomposisi

Energi Dekomposisi digunakan untuk mengetahui ciri atau pola sinyal PCG dengan yang lainnya, pada penelitian ini digunakan satu frekuensi cuplik yang akan menghasilkan satu macam level yaitu dekomposisi dekomposisi 10 level untuk 8Khz. Berdasarkan level maka dapat dihitung energi dekomposisinya pada setiap komponen detail dan approksimasi terakhir. Energi dekomposisi rerata pada sinyal detail dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut:

- Energi dekomposisi rerata level 10

$$E_{Di} = \frac{\sum(Di(k))^2}{jumlah cuplik Di}, K= 1,2,\dots\dots Panjang D_i \quad (4.1)$$

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

Energi dekomposisi rerata sinyal aproksimasi dihitung dengan persamaan sebagai berikut:

- Energi dekomposisi rerata level 10

$$E_{A10} = \frac{\sum(A_{10}(k))^2}{jumlah cuplik A_{10}}, K= 1,2,\dots\dots Jumlah cuplik A_{10} \quad (4.2)$$

Setelah energi didekomposisi rerata dihitung maka akan dilakukan normalisasi energi agar nilai energi berada diantara nilai 0 dan 1. Energi normalisasi dihitung dengan persamaan sebagai berikut:

- Normalisasi Energi dekomposisi level 10

$$EN_j = \frac{E_{Di}}{maks(E_{Di}, E_{A10})} \quad (4.3)$$

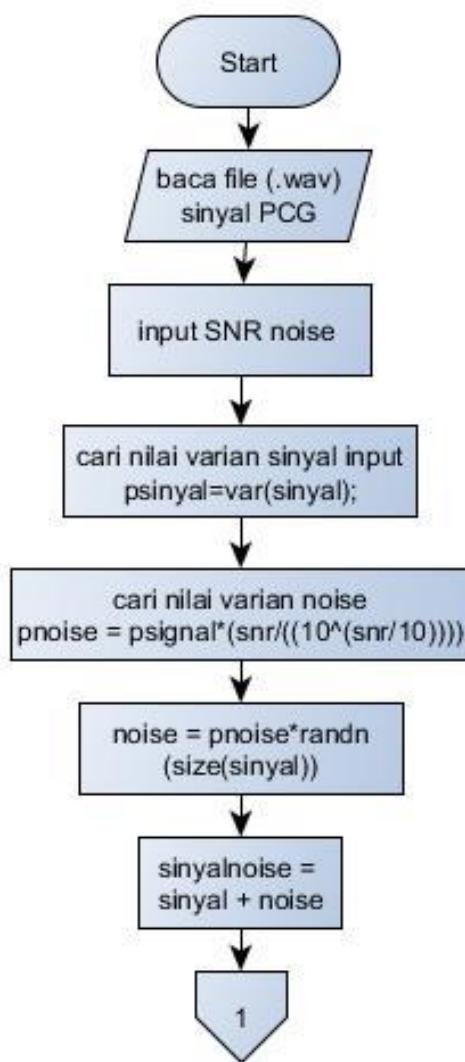
EN_j = Energi rerata normalisasi pada dekomposisi ke $-j$
 $(j= 1,2,3\dots N=10)$

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

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

4.4. *Flowchart Program pembangkitan Guassian Noise*

Flowchart program untuk membangkitkan *guassian noise* kemudian di tambahkan pada sinyal tanpa *noise*, seperti ditunjukkan Gambar 4.6:



Gambar 4.6. *Flowchart* Program pembangkitan *guassian noise* dan penambahan *noise* ke sinyal tanpa *noise*

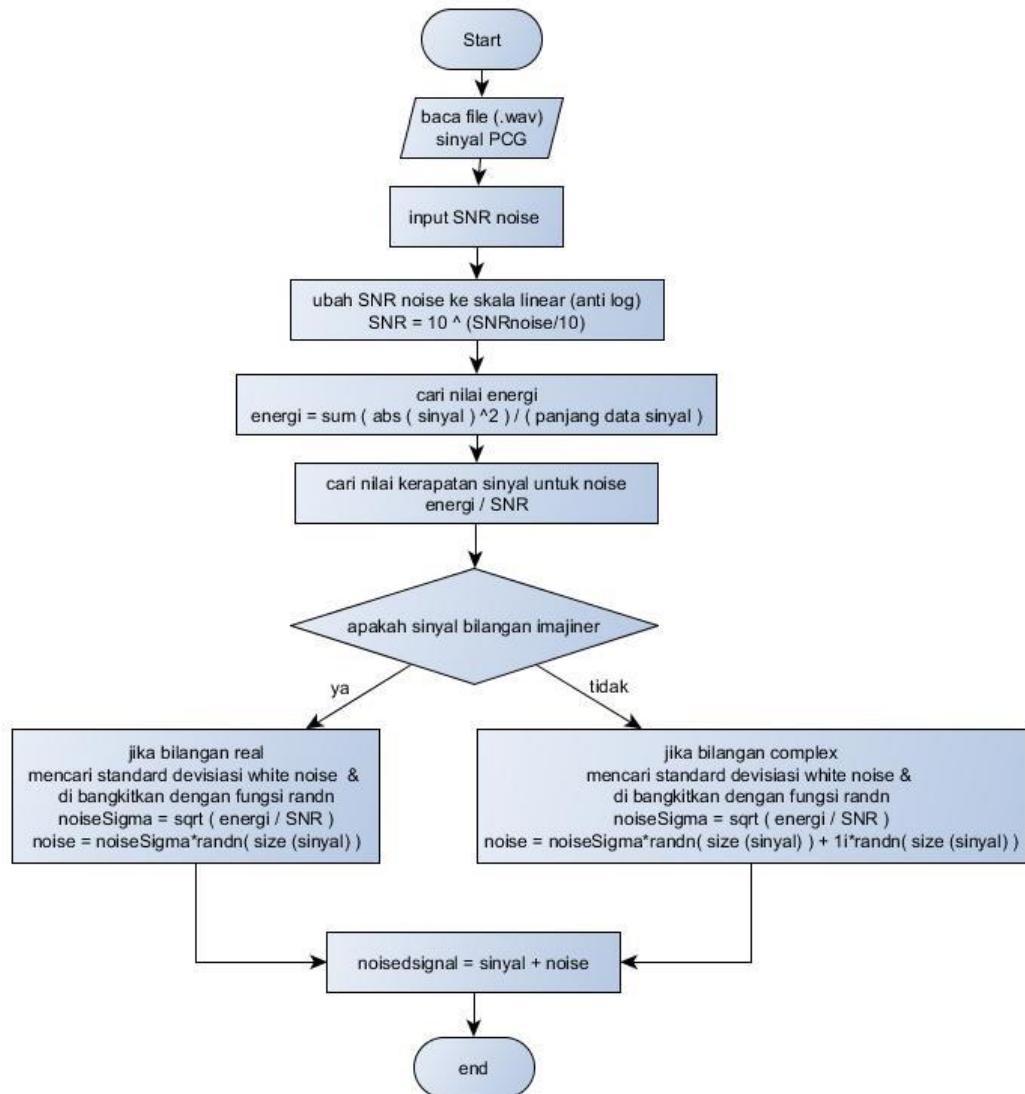
Gambar 3.6 merupakan gambar *flowchart* dari program pembangkitan guassian noise dan penambahan noise ke sinyal tanpa noise yang akan dijelaskan sebagai berikut :

1. Membaca file input berupa audio dari sinyal suara jantung (.wav)
2. Menginputkan SNR *noise*, di gunakan untuk membangkitkan *guassian noise*.
3. Menghitung varian dari sinyal tanpa noise

4. Mencari nilai varian dari noise dengan menggunakan rumus SNR yang telah di anti Log kan.
5. Membangkitkan Guassian dengan mengkalikan varian dari noise dengan fungsi randn (size(sinyal)). Size sinyal digunakan untuk menyamakan panjang noise dengan panjang sinyal tanpa noise.
6. Menjumlahkan sinyal tanpa noise dan sinyal noise.
7. Sinyal dan noise berhasil di campur.

4.5. Flowchart Program pembangkitan White Noise

Flowchart program untuk membangkitkan *white noise* kemudian di tambahkan pada sinyal tanpa *noise*, seperti ditunjukkan Gambar 4.7:



Gambar 4.7. Flowchart Program pembangkitan *white noise* dan penambahan *noise* ke sinyal tanpa *noise*

1. Membaca file input berupa audio dari sinyal suara jantung (.wav)
2. Menginputkan SNR *noise*, di gunakan untuk membangkitkan *guassian noise*.
3. Menghitung varian dari sinyal tanpa noise
4. Mencari nilai varian dari noise dengan menggunakan rumus SNR yang telah di anti Log kan.
5. Mencari nilai energi:

$$E_s = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} |x[i]|^2 \quad \text{dimana } L = \text{panjang (dari sinyal)}$$

6. Mengukur energi yang terkandung pada vector *x* (noise):

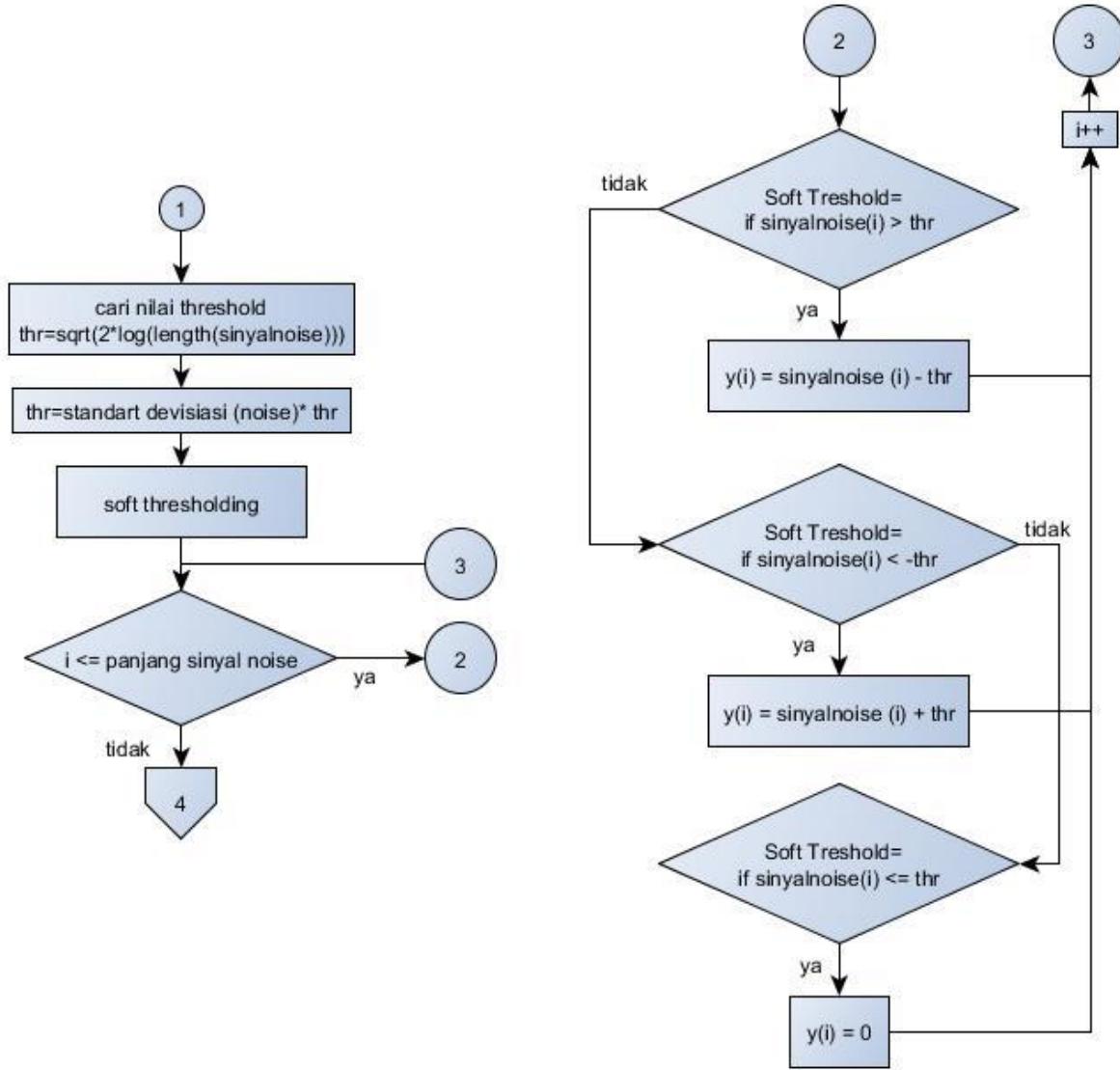
$$\text{noise} = \begin{cases} \sqrt{\frac{E_s}{SNR_{input}}} * randn(1, L) & \text{jika } (x) \text{ is real} \\ \sqrt{\frac{E_s}{2 * SNR_{input}}} * [randn(1, L) + j * randn(1, L)] & \text{jika } (x) \text{ is complex} \end{cases}$$

7. Menjumlahkan sinyal tanpa noise dan sinyal noise.
8. Sinyal dan noise berhasil di campur.

4.6 Flowchart Program denoising

4.6.1 Flowchart Program denoising dengan metode soft thresholding

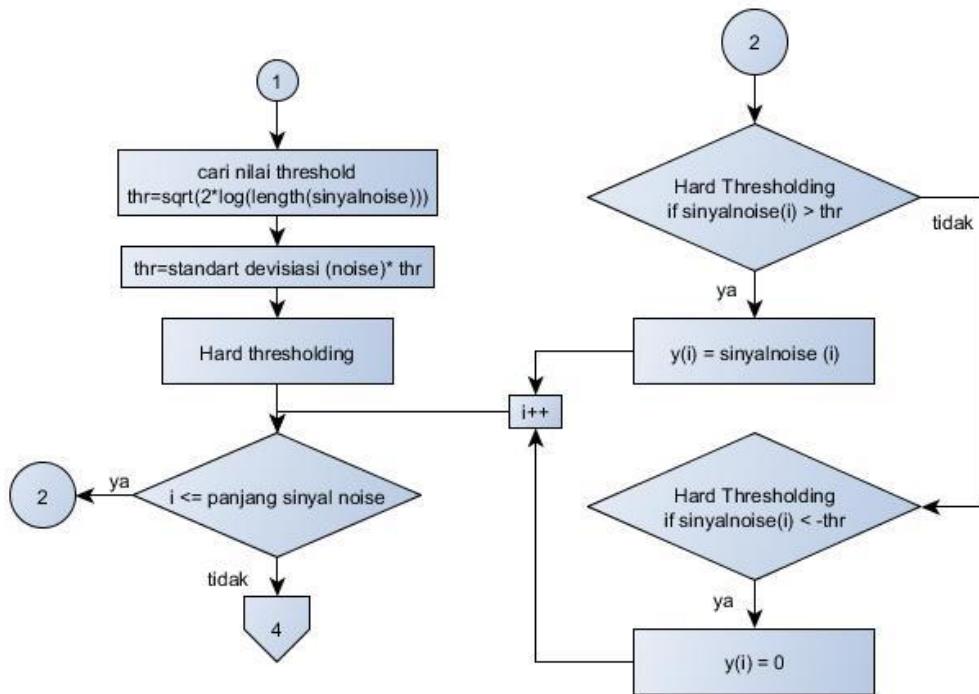
Flowchart program untuk mencari nilai *threshold* kemudian di *denoising* dengan metode *soft thresholding*, seperti ditunjukkan Gambar 4.8:



Gambar 4.8. *Flowchart* Program Perhitungan nilai *threshold* dan *denoising* menggunakan *soft thresholding*

4.6.2 *Flowchart* Program *denoising* dengan metode *hard thresholding*

Flowchart program untuk mencari nilai *threshold* kemudian di *denoising* dengan metode *hard thresholding*, seperti ditunjukkan Gambar 4.9.



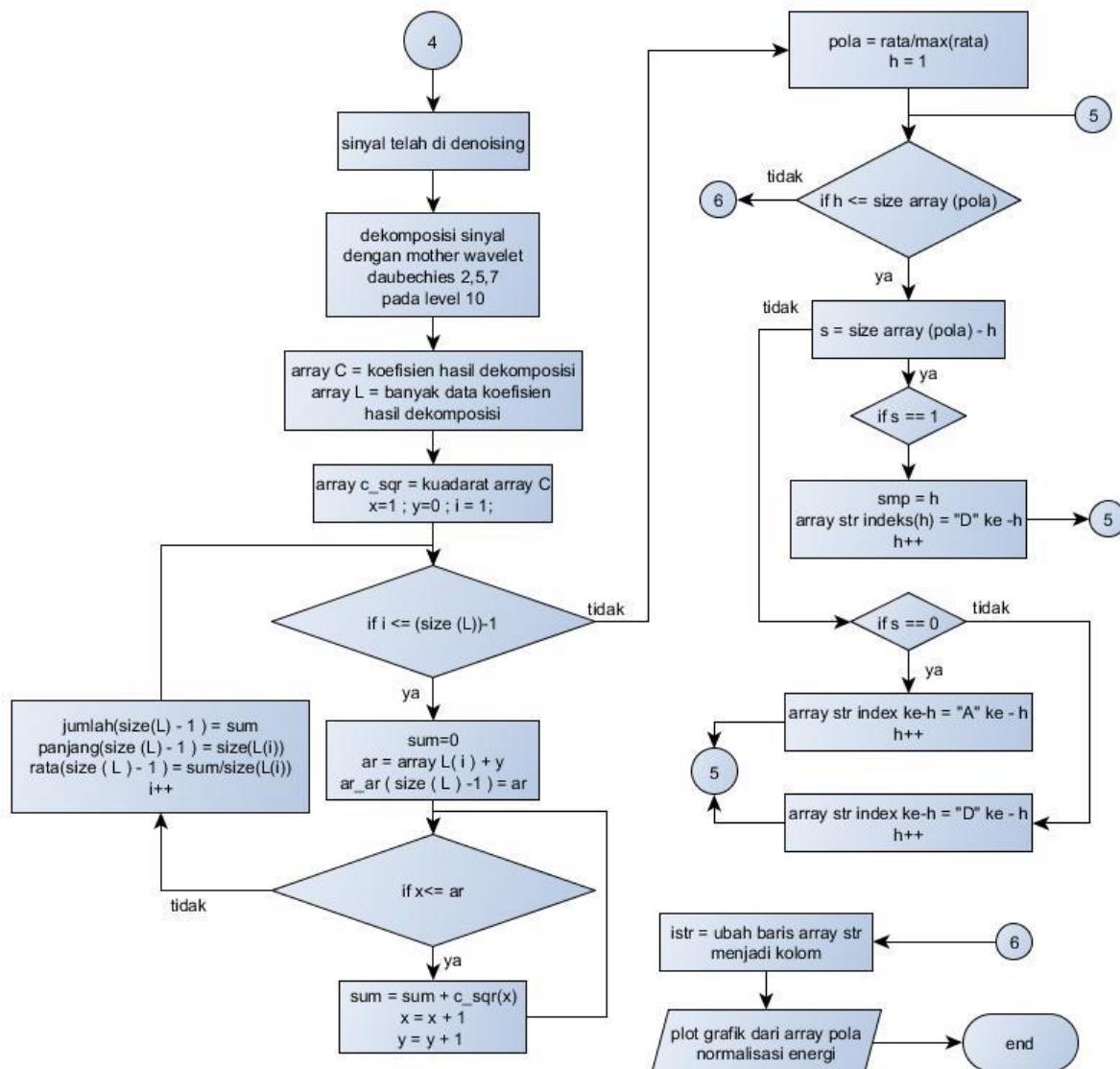
Gambar 4.9. Flowchart Program Perhitungan nilai *threshold* dan *denoising* menggunakan *hard thresholding*.

Gambar 4.8. dan gambar 4.9. merupakan gambar *flowchart* dari program Perhitungan nilai *threshold* dan *denoising* menggunakan *soft* dan *hard thresholding* yang akan dijelaskan sebagai berikut:

1. Mencari nilai *threshold* dengan rumus dari *Global Thresholding*
 $(\tau = \sigma \sqrt{2 \log(N)})$.
2. Mencari *standart deviasi* / nilai estimator dari *noise*
3. Mengkalikan hasil *threshold* dengan hasil *standart deviasi* dari *noise*
4. Nilai *threshold* telah di dapatkan
5. Melakukan perulangan sepanjang data dari sinyal
6. Melakukan pembandingan nilai *threshold* dengan koefisien setiap *wavelet*.
7. Jika *noised signal* lebih dari *threshold* maka signal akan dirubah perlahan menuju ke 0 untuk *soft thresholding*.

8. Jika *noised signal* lebih dari *threshold* maka signal akan dirubah langsung menuju ke 0 untuk *hard thresholding*.
9. Jika *noised signal* kurang dari nilai *threshold* maka sinyal dibiarkan karena tidak di sebagai anggap *noise*.

4.7. Flowchart Program Energi Dekomposisi dan Normalisasi Energi

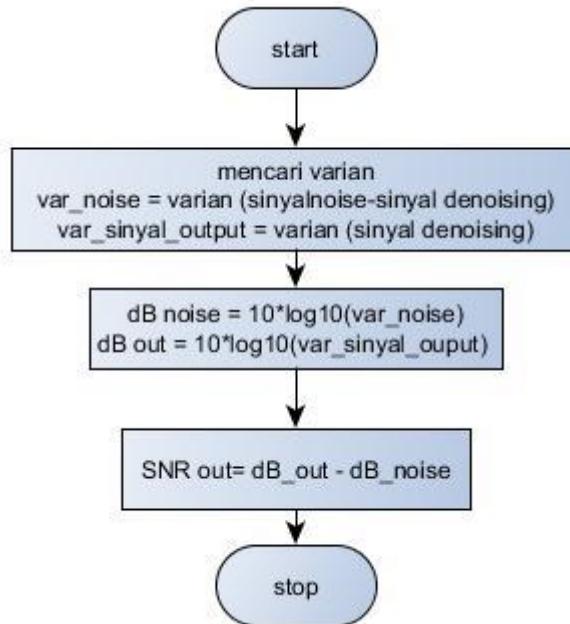


Gambar 4.10. *Flowchart* Program Perhitungan Energi Dekomposisi dan Normalisasi Energi.

Gambar 4.10. merupakan gambar *flowchart* dari program perhitungan energi dan normalisasi energi yang akan dijelaskan sebagai berikut :

1. Program membaca data rekaman PCG dengan format audio.
2. Program menyimpan data rekaman ke dalam bentuk array dan mendekomposikanya dengan transformasi *Wavelet* discrete menggunakan berbagai *Mother Wavelet* dan berbagai orde ke dalam bentuk data-data integer yang tersimpan pada array C, selain itu hasil dekomposisi juga menyimpan banyak data hasil yang disimpan pada array L.
3. Semua elemen pada array C di kuadratkan.
4. Pemecahan data pada array C yang di sesuaikan dengan nilai dari setiap index dari array L yang merupakan array untuk menampung banyak data pada setiap detail dan aproksimasi hasil dekomposisi.
5. Data yang sudah dipecah pada array C dijumlahkan sesuai dengan tingkat detail dan aproksimasinya untuk mendapatkan nilai energi pada setiap tingkatan detail dan aproksimasi.
6. Data pada array C yang telah di jumlah usesuai dengan tingkat detail dan aproksimasi untuk mendapatkan nilai energi akan di hitung nilai rata-ratanya.
7. Menghitung normalisasi energi dari setiap aproksimasi dan detail dengan membagi nilai rata-rata energi dari setiap tingkatan detail dan aproksimasi dengan nilai rata-rata yang terbesar lalu hasilnya akan disimpan pada array pola.
8. Hasil dari normalisasi energi di visualisasikan dengan grafik bar.

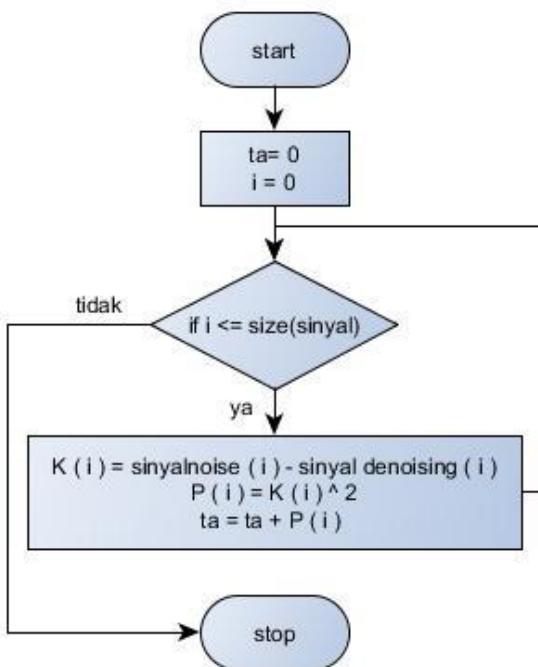
4.8. Flowchart Program perhitungan nilai SNR dan MSE



Gambar 4.11. *Flowchart* program untuk mencari nilai SNR

Gambar 4.11. merupakan gambar *flowchart* dari program Perhitungan nilai *Signal to Noise ratio* (SNR) yang akan dijelaskan sebagai berikut:

1. Mencari varian dari noise dan varian dari sinyal yang telah di denoising
2. Mengkalikan rumus SNR dengan varian dari noise dan varian sinyal yang telah di denoising.
3. Mengurangi hasil SNR sinyal output dengan SNR sinyal noise.
4. Nilai SNR telah di dapatkan.



Gambar 4.12. *Flowchart* program untuk mencari nilai MSE

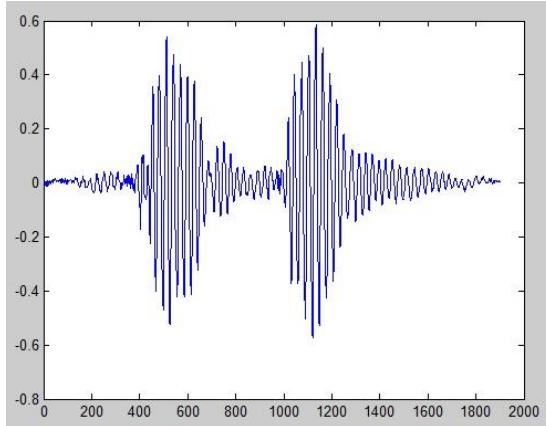
Gambar 4.12. merupakan gambar *flowchart* dari program Perhitungan nilai *Mean Square Error* (MSE) yang akan dijelaskan sebagai berikut:

1. Inisialisasi $ta = 0$ dan $i = 0$;
2. Melakukan perulangan selama i kurang dari panjang data sinyal.
3. Mengurangi array isi array sinyalnoise (indeks ke- i) dengan isi array sinyal denoising (indeks ke- i).
4. Mengkuadratkan hasil pengurangan isi dari tiap array.
5. Menjumlahkan semua hasil kuadrat.
6. Mendapatkan nilai hasil MSE.

BAB 5. HASIL DAN LUARAN YANG DICAPAI

5.1 Pembangkitan Sinyal Diastolik

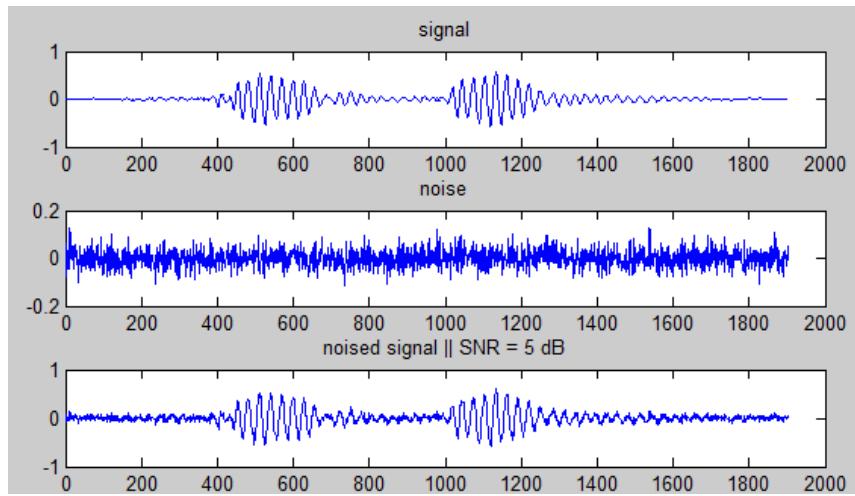
Pada penelitian ini langkah awal yang dilakukan adalah membangkitkan sinyal diastolik dengan format .wav tanpa noise, seperti terlihat pada Gambar 5.1.



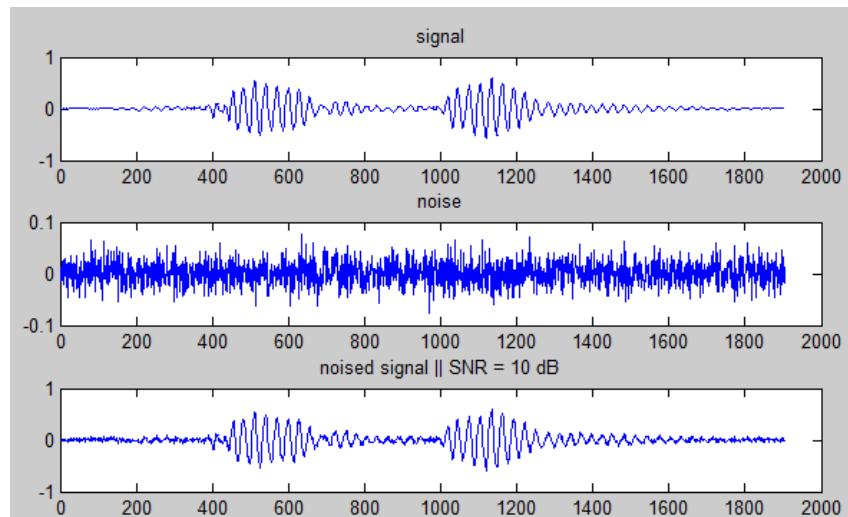
Gambar 5.1. Sinyal suara jantung diastolik

5.2 Penambahan Noise

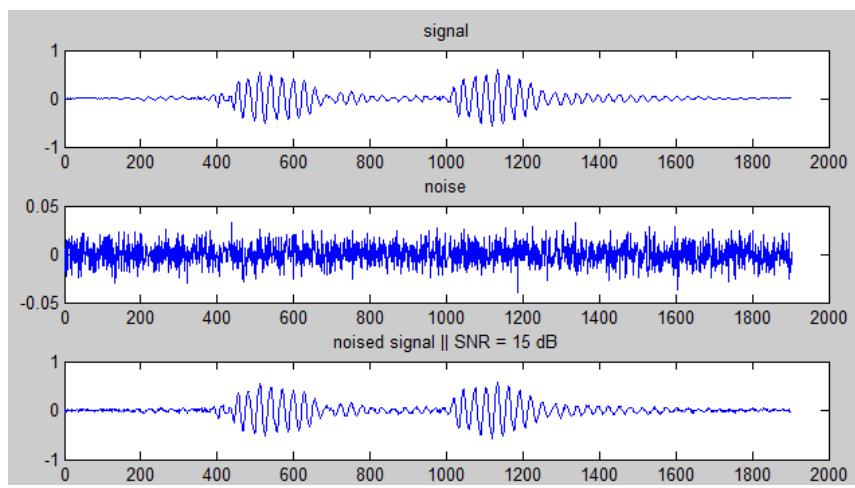
Sinyal diastolik pada penelitian ini akan diberi tambahan dua jenis noise yaitu: Gaussian Noise dan White Noise, dengan menggunakan nilai untuk masing-masing jenis noise 5, 10, 15 dB. Hasil gabungan antara **Gaussian noise 5dB, 10 dB dan 15 dB** sinyal diastolik ditunjukkan pada Gambar 5.2, Gambar 5.3, dan Gambar 5.4. Sedangkan gabungan antara **White noise 5dB, 10 dB dan 15 dB** sinyal diastolik ditunjukkan pada Gambar 5.5, Gambar 5.6, dan Gambar 5.7.



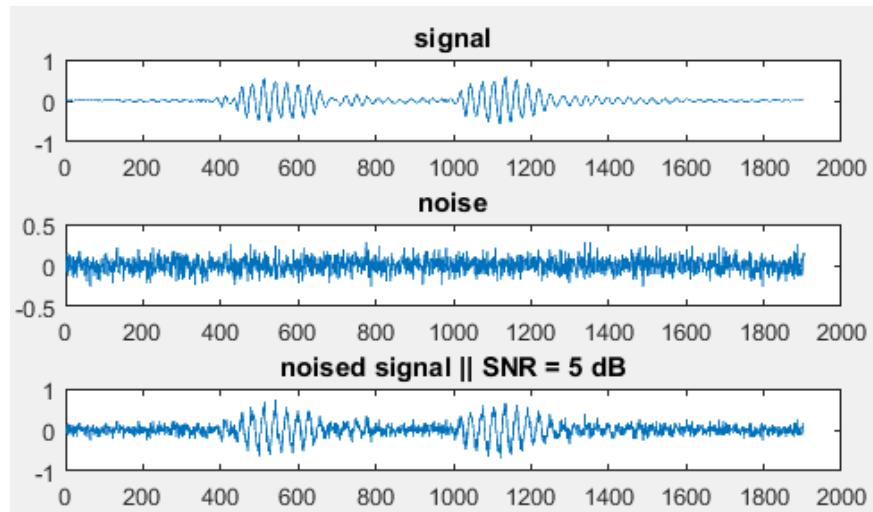
Gambar 5.2. Sinyal ditambah noise Gaussian 5 dB.



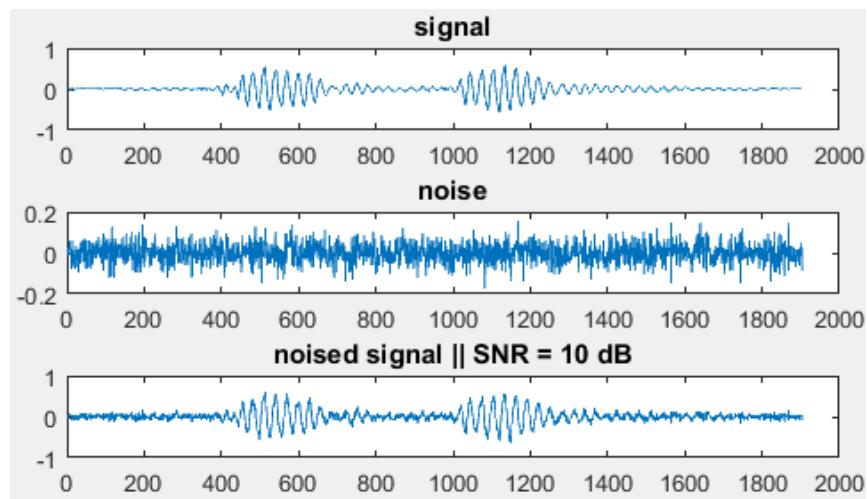
Gambar 5.3. Sinyal ditambah noise Gaussian 10 dB.



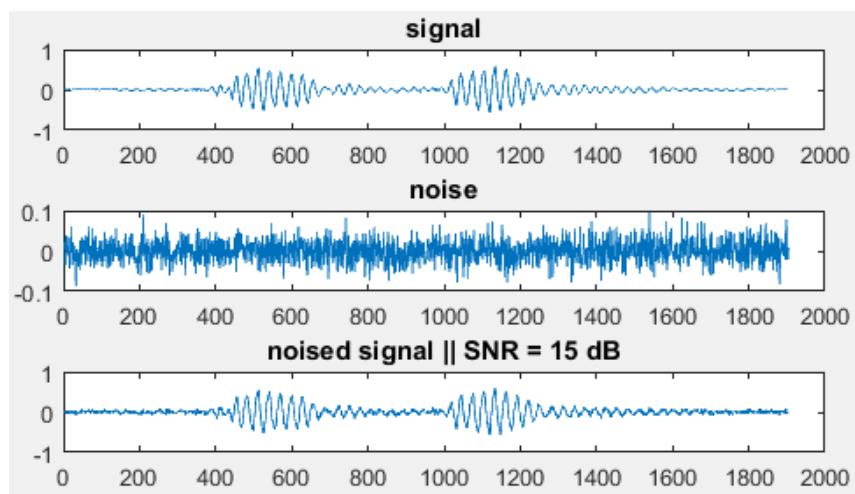
Gambar 5.4. Sinyal ditambah noise Gaussian 15 dB.



Gambar 5.5. Sinyal ditambah noise White 5 dB.



Gambar 5.6. Sinyal ditambah noise White 10 dB.



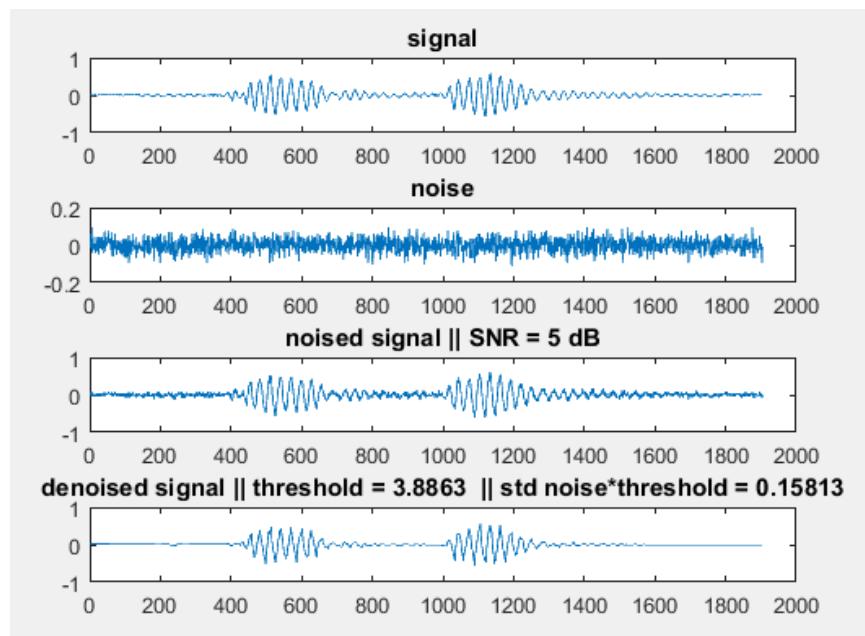
Gambar 5.7. Sinyal ditambah noise White 15 dB.

5.3. Hasil Denoising Sinyal

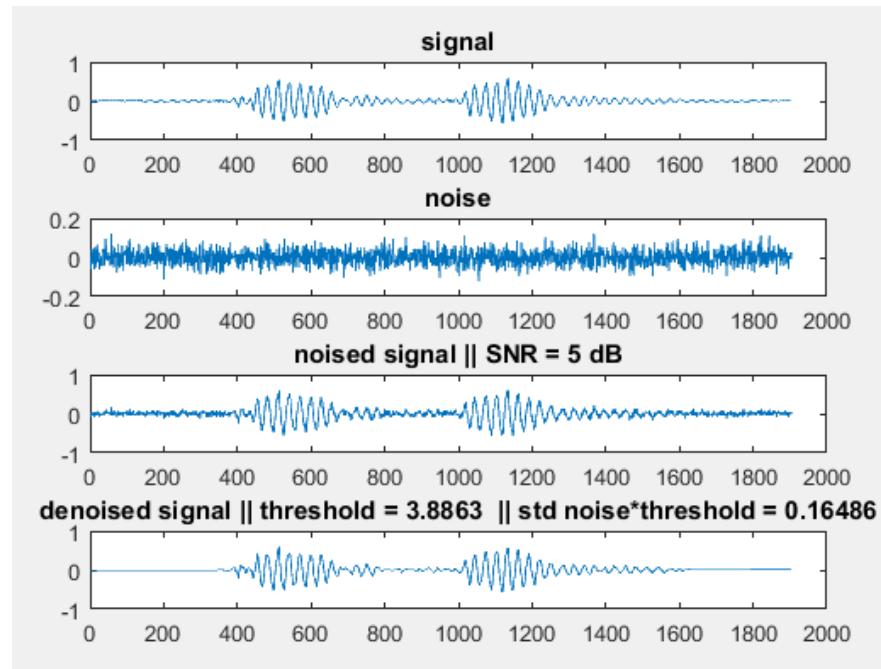
Setelah dilakukan proses penambahan noise, proses berikutnya adalah denoising dengan menggunakan soft thresholding dan hard thresholding. Sebelum proses thresholding, sinyal yang telah ditambah noise melewati proses rule thresholding. Pada penelitian ini rule *threshold* yang digunakan adalah global threshold dengan memperhitungkan panjang sinyal.

5.3.1. Hasil Denoising Sinyal dengan *Soft Thresholding*

Pada penelitian ini diterapkan *soft thresholding* untuk menghilangkan noise, telah diujicobakan pada sinyal yang diberi tambahan **noise gausian** dengan nilai variasi SNR 5 dB, 10 dB, 15 dB. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.8. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.9.



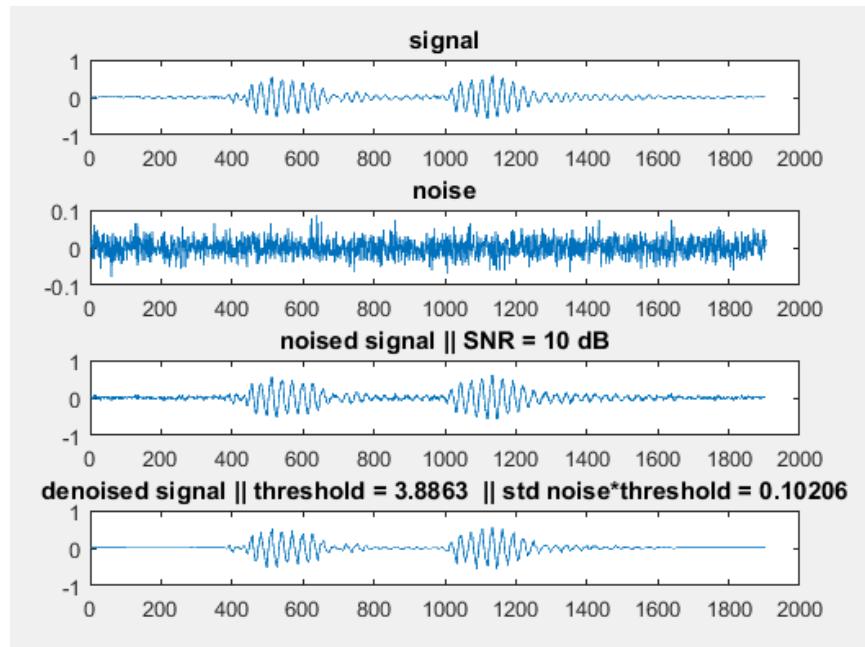
Gambar 5.8. Proses Denoising noise Gaussian 5 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



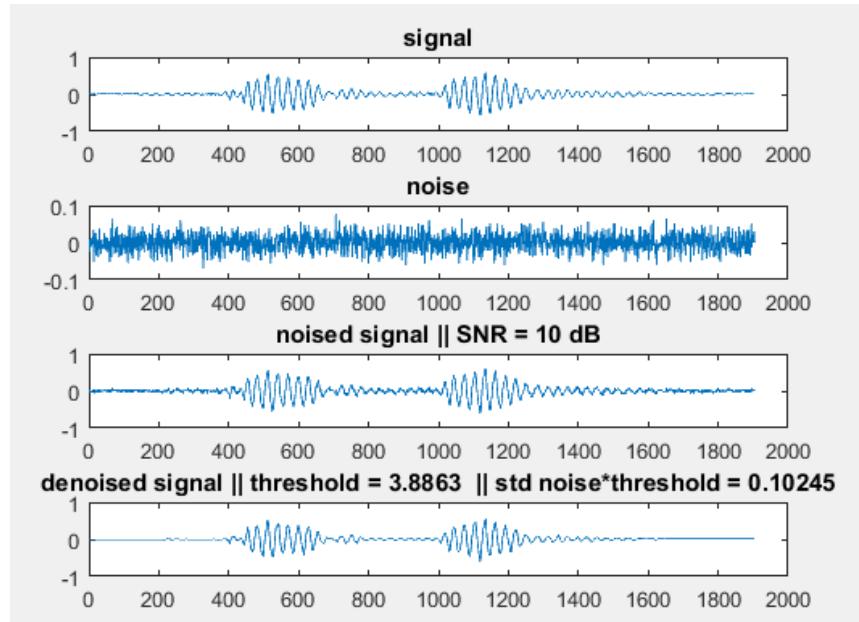
Gambar 5.9. Proses Denoising noise Gaussian 5 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Plotting sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada **Lampiran 1**.

Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.10. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.11. Plotting sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.



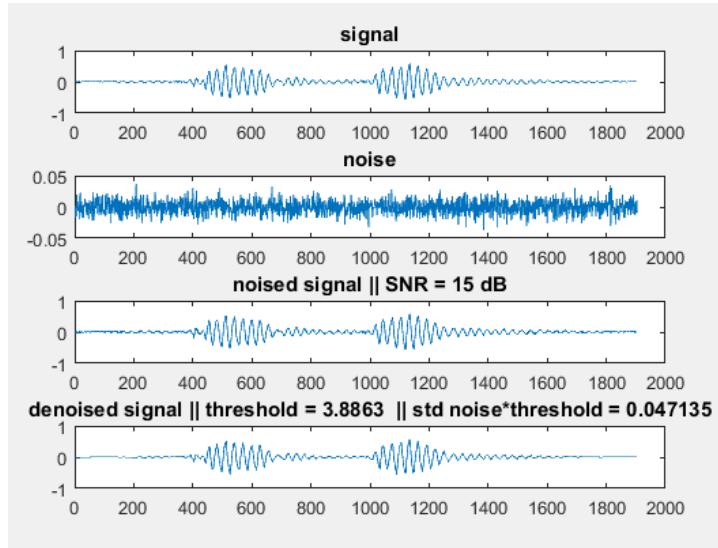
Gambar 5.10. Proses Denoising noise Gaussian 10 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



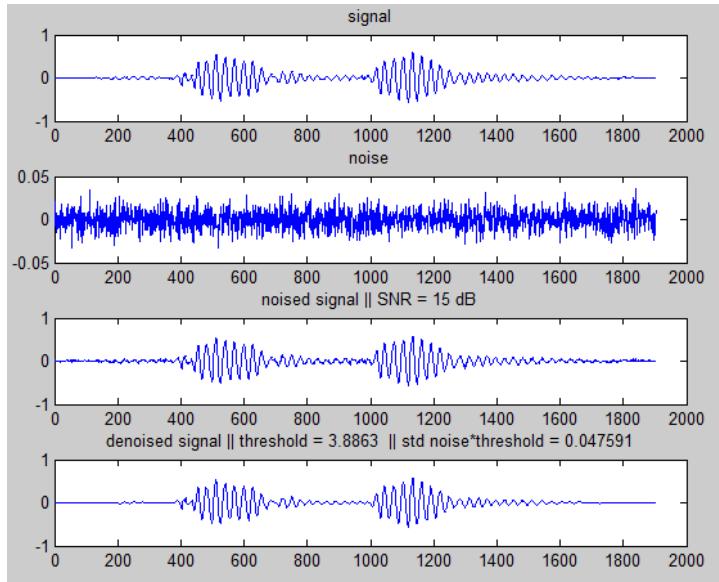
Gambar 5.11. Proses Denoising noise Gaussian 10 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.12. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.13. Plotting sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan

mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.



Gambar 5.12. Proses Denoising noise Gaussian 15 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



Gambar 5.13. Proses Denoising noise Gaussian 15 dB dengan Mother Wavelet CoifletOrde 2 Level 10

Perbandingan masing – masing mother wavelet dan masing – masing orde untuk **noise Gaussian** ditunjukkan pada tabel berikut. Hasil uji coba proses denoising DWT menggunakan *soft thresholding* pada mother wavelet Daubechies 5 ditunjukkan pada Tabel 5.1., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk

mother wavelet Daubechies orde 5. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.1. Hasil perbandingan nilai SNR soft thresholding pada denoising sinyal bernoise Gaussian dengan DWT Daubechies 5

Daubechies 5			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.15298	0.099564	0.048219
SNR output	8.1738	11.9795	17.2755
MSE	4.6803	2.1685	0.70074

Proses denoising DWT menggunakan *soft thresholding* pada mother wavelet Coiflet 5 ditunjukkan pada Tabel 5.2., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Coiflet orde 5. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.2. Hasil perbandingan nilai SNR soft thresholding pada denoising sinyal bernoise Gaussian dengan DWT Coiflet 5

Coiflet 5			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.16241	0.10133	0.048245
SNR output	8.0982	12.0756	17.2666
MSE	4.6905	2.1201	0.70142

Hasil uji coba proses denoising DWT menggunakan *soft thresholding* pada mother wavelet Daubechies 2 ditunjukkan pada Tabel 5.3., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Daubechies orde 2. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.3. Hasil perbandingan nilai SNR soft thresholding pada denoising sinyal bernoise Gaussian dengan DWT Daubechies 2

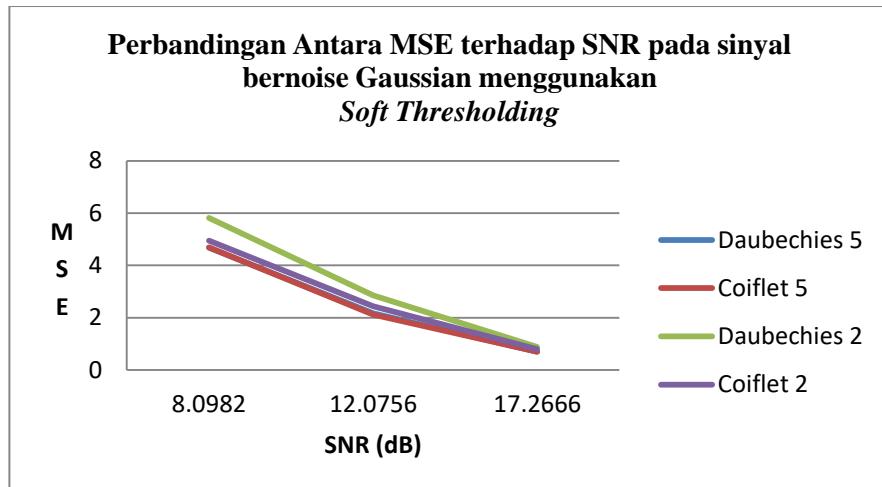
Daubechies 2			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.15813	0.10206	0.047135
SNR output	6.80042	10.5281	16.1658
MSE	5.8188	2.8552	0.8861

Proses denoising DWT menggunakan *soft thresholding* pada mother wavelet Coiflet 2 ditunjukkan pada Tabel 5.4., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Coiflet orde 2. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.4. Hasil perbandingan nilai SNR soft thresholding pada denoising sinyal bernoise Gaussian dengan DWT Coiflet 2

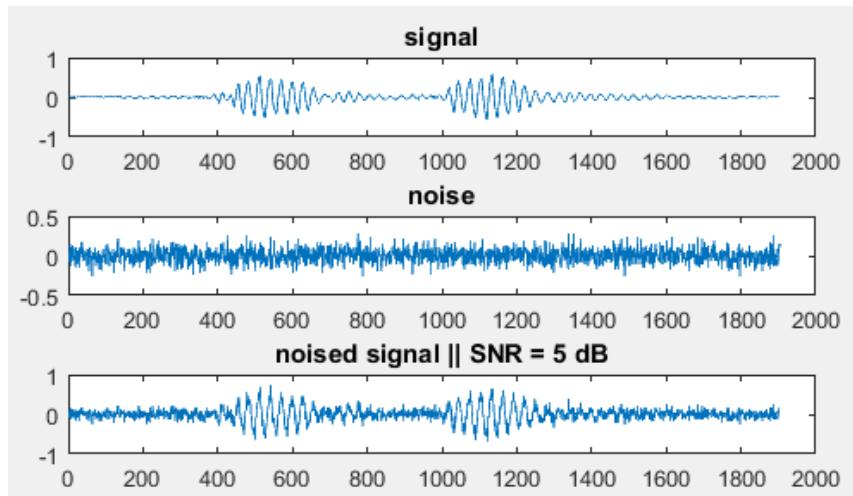
Coiflet 2			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.1527	0.10245	0.0477
SNR output	7.7465	11.3083	16.6847
MSE	4.9501	2.4353	0.79549

Seluruh nilai perbandingan nilai MSE dan SNR ditunjukkan pada Gambar 5.14. Dapat dilihat bahwa semakin tinggi nilai SNR nilai MSE semakin berkurang. Hal ini menunjukkan bahwa *soft thresholding* sesuai untuk diterapkan pada denoising sinyal diasolik dengan **noise jenis gaussian**.

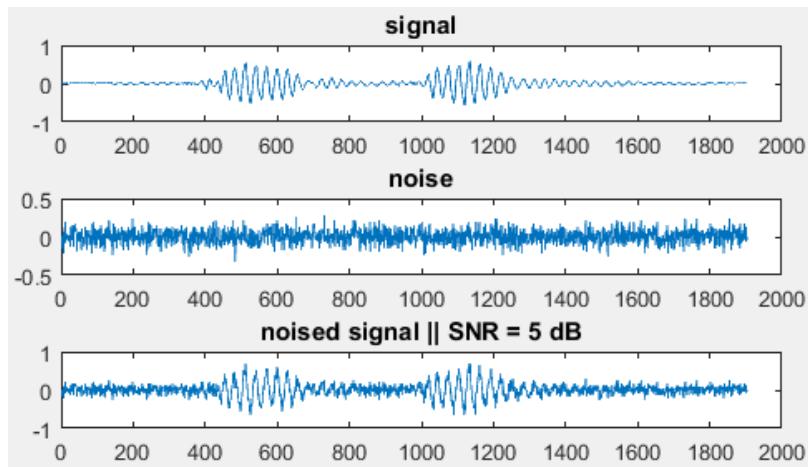


Gambar 5.14. Perbandingan Antara MSE terhadap SNR pada sinyal bernoise Gaussian menggunakan *Soft Thresholding*

Pada penelitian ini diterapkan *soft thresholding* untuk menghilangkan noise, telah diujicobakan pada sinyal yang diberi tambahan **noise white** dengan nilai variasi SNR 5 dB, 10 dB, 15 dB. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.15. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.16.

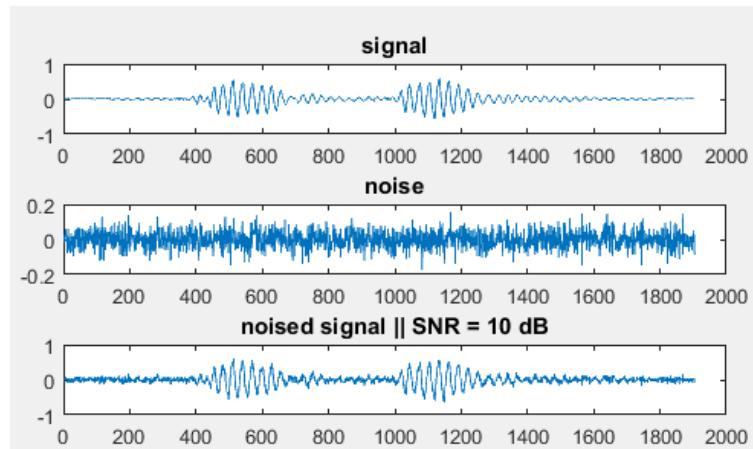


Gambar 5.15. Proses Denoising noise White 5 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

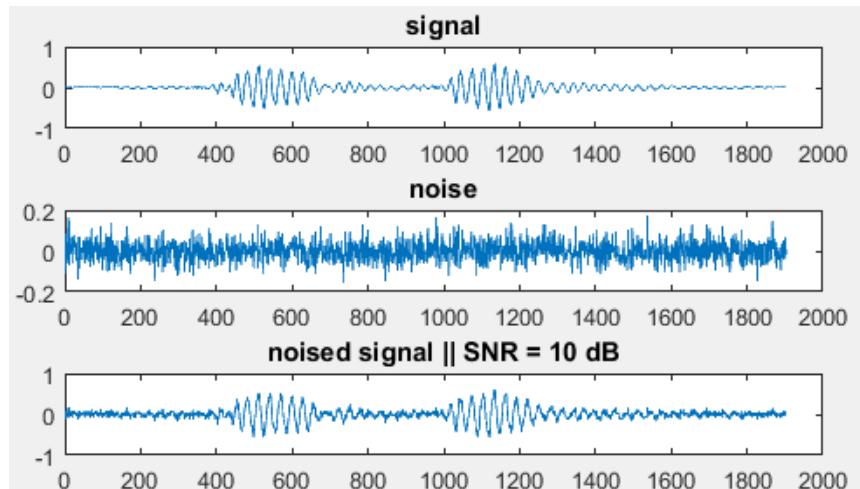


Gambar 5.16. Proses Denoising noise White 5 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Plotting sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.17. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.18. Plotting sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

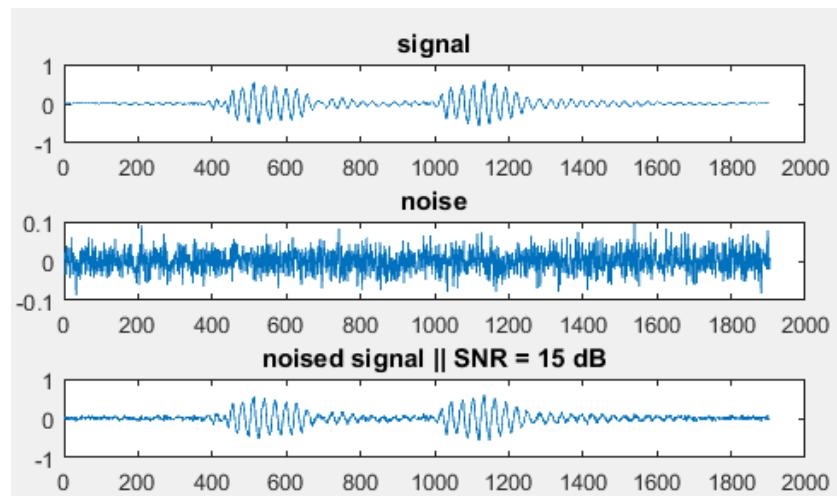


Gambar 5.17. Proses Denoising noise White 10 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

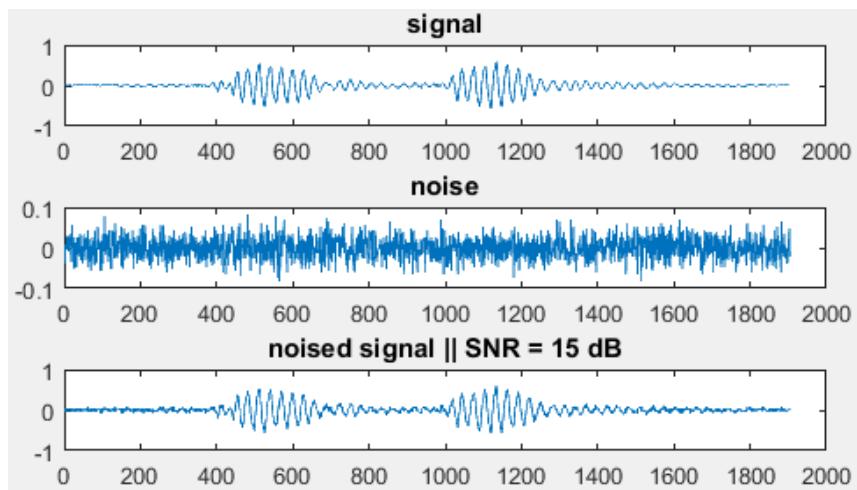


Gambar 5.18. Proses Denoising noise White 10 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.19. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.20. Plotting sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.



Gambar 5.19. Proses Denoising noise White 15 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



Gambar 5.20. Proses Denoising noise White 15 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Perbandingan masing – masing mother wavelet dan masing – masing orde untuk **noise White** ditunjukkan pada tabel berikut. Hasil uji coba proses denoising DWT menggunakan *soft thresholding* pada mother wavelet Daubechies 5 ditunjukkan pada Tabel 5.5., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Daubechies orde 5. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.5. Hasil perbandingan nilai SNR *soft thresholding* pada denoising sinyal bernoise White dengan DWT Daubechies 5

Daubechies 5			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.38038	0.21375	0.12497
SNR output	6.6864	11.2297	15.6789
MSE	9.6928	3.2625	1.136

Proses denoising DWT menggunakan *soft thresholding* pada mother wavelet Coiflet 5 ditunjukkan pada Tabel 5.6., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Coiflet orde 5. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.6. Hasil perbandingan nilai SNR *soft thresholding* pada denoising sinyal bernoise White dengan DWT Coiflet 5

Coiflet 5			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.3904	0.2119	0.12085
SNR output	6.5682	11.254	16.0091
MSE	10.082	3.2068	1.06

Hasil uji coba proses denoising DWT menggunakan *soft thresholding* pada mother wavelet Daubechies 2 ditunjukkan pada Tabel 5.7., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Daubechies orde 2. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.7. Hasil perbandingan nilai SNR *soft thresholding* pada denoising sinyal bernoise White dengan DWT Daubechies 2

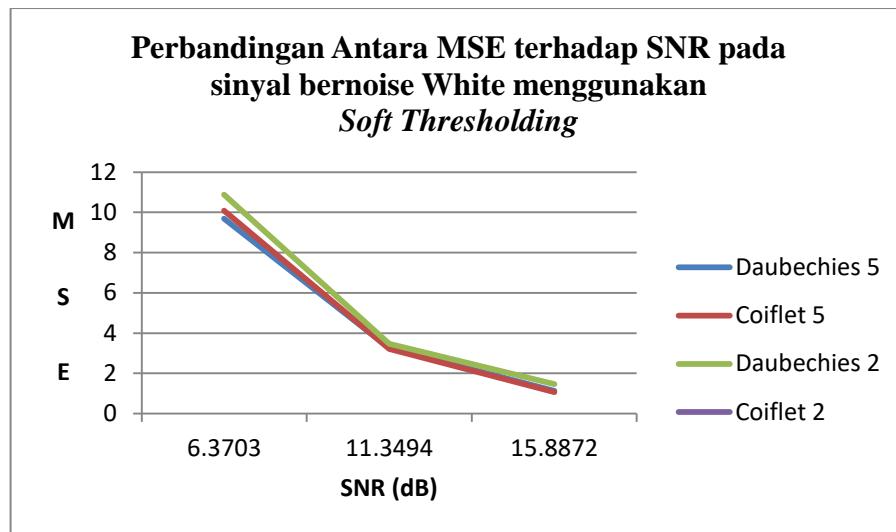
Daubechies 2			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.38979	0.21456	0.12366
SNR output	6.3962	10.9895	14.5988
MSE	10.8868	3.4623	1.4622

Proses denoising DWT menggunakan *soft thresholding* pada mother wavelet Coiflet 2 ditunjukkan pada Tabel 5.8., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Coiflet orde 2. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.8. Hasil perbandingan nilai SNR soft thresholding pada denoising sinyal bernoise White dengan DWT Coiflet 2

Coiflet 2			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.39164	0.21358	0.12031
SNR output	6.3703	11.3494	15.8872
MSE	10.5714	3.1652	1.0824

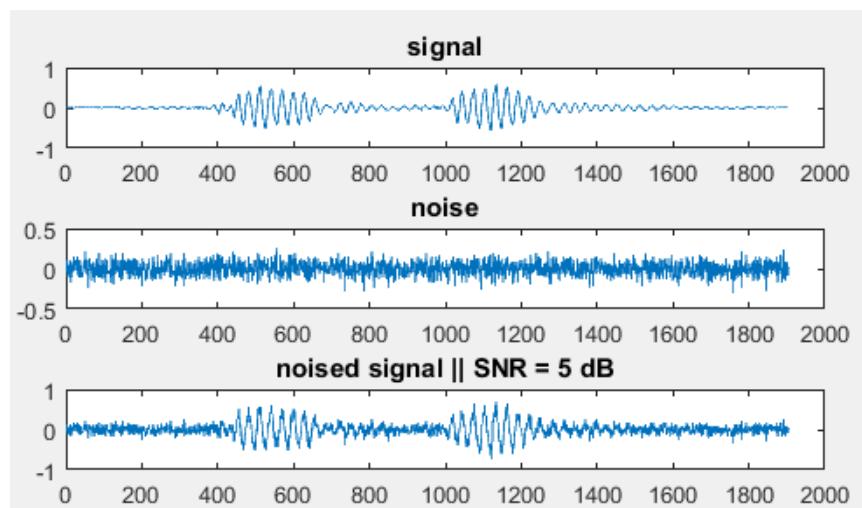
Seluruh nilai perbandingan nilai MSE dan SNR ditunjukkan pada Gambar 5.21. Dapat dilihat bahwa semakin tinggi nilai SNR nilai MSE semakin berkurang. Hal ini menunjukkan bahwa ***soft thresholding* sesuai** untuk diterapkan pada denoising sinyal diasolik dengan **noise jenis white**.



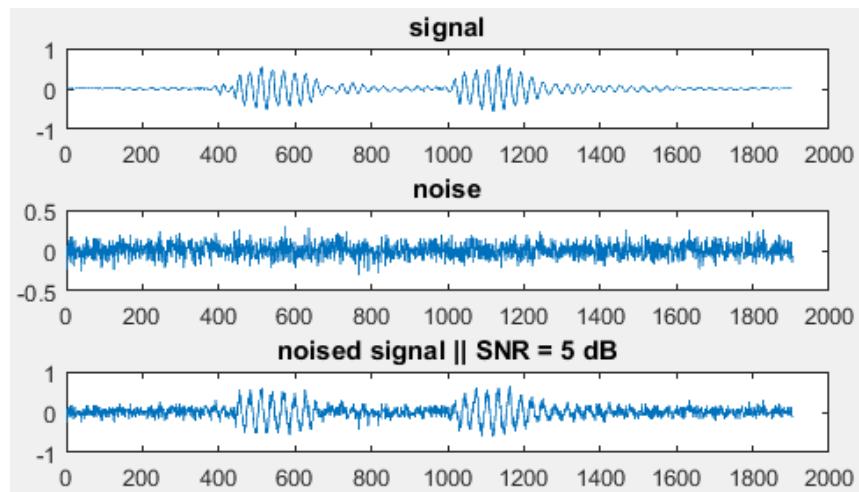
Gambar 5.21. Perbandingan Antara MSE terhadap SNR pada sinyal bernoise White menggunakan *Soft Thresholding*

5.3.2. Hasil Denoising Sinyal dengan *Hard Thresholding*

Pada penelitian ini diterapkan *soft thresholding* untuk menghilangkan noise, telah diujicobakan pada sinyal yang diberi tambahan **noise gausian** dengan nilai variasi SNR 5 dB, 10 dB, 15 dB. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.22. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.23.



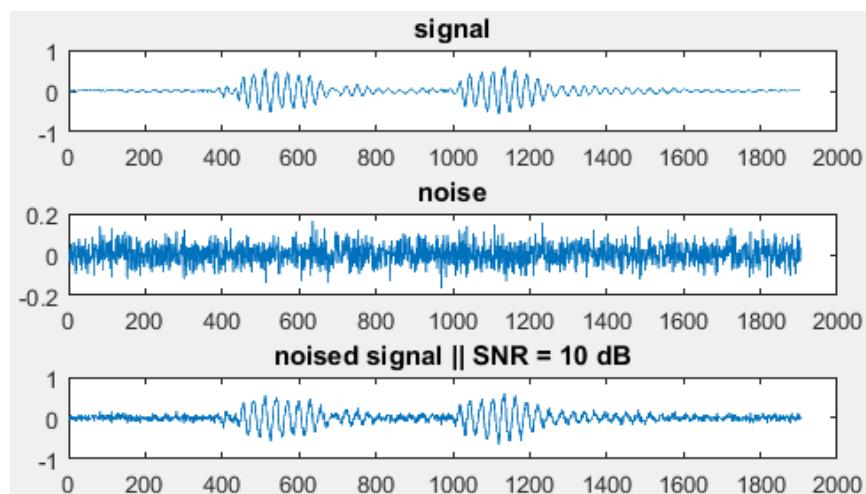
Gambar 5.22. Proses Denoising noise Gaussian 5 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



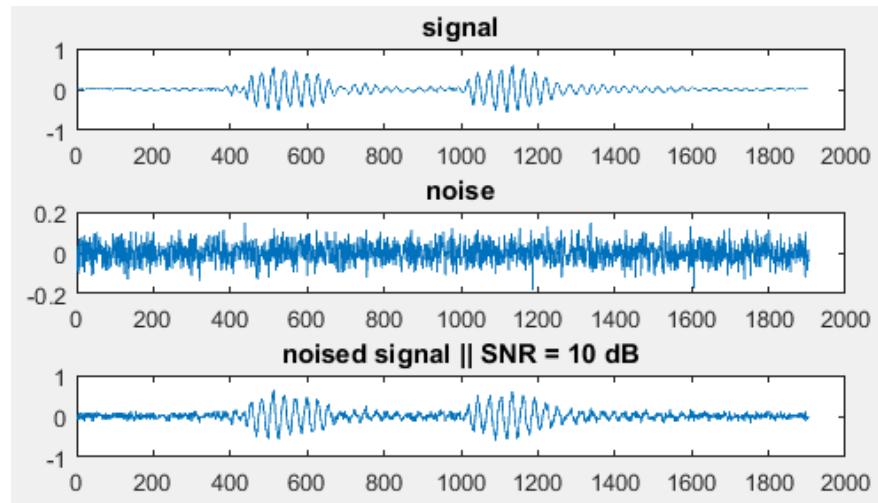
Gambar 5.23. Proses Denoising noise Gaussian 5 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Plotting sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.24. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.25. Plotting sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

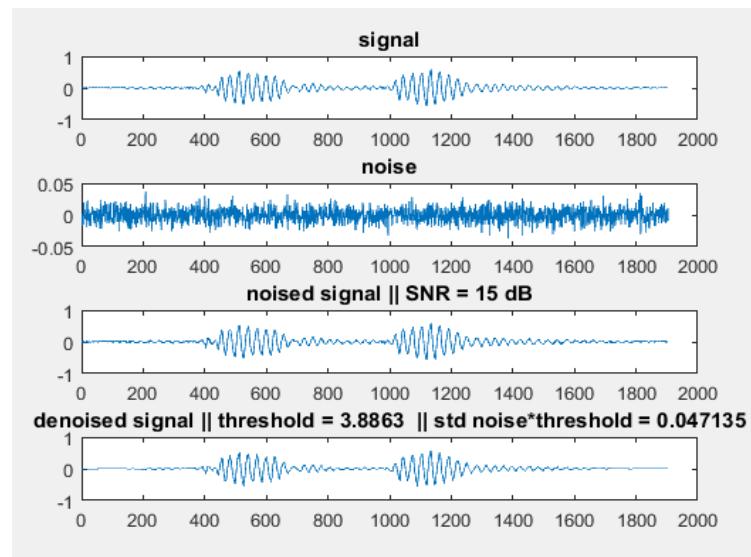


Gambar 5.24. Proses Denoising noise Gaussian 10 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

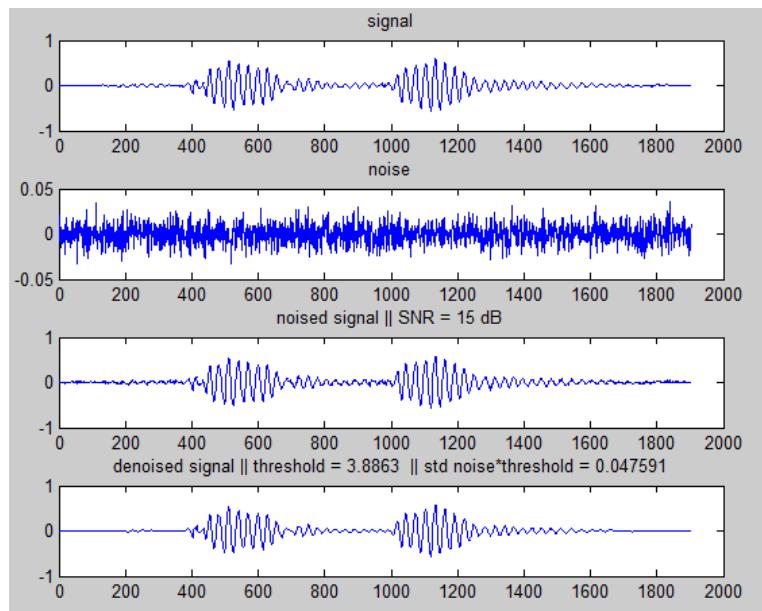


Gambar 5.25. Proses Denoising noise Gaussian10 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.26. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.27. Plotting sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.



Gambar 5.26. Proses Denoising noise Gaussian 15 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



Gambar 5.27. Proses Denoising noise Gaussian 15 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Perbandingan masing – masing mother wavelet dan masing – masing orde untuk **noise Gaussian** ditunjukkan pada tabel berikut. Hasil uji coba proses denoising DWT menggunakan *hard thresholding* pada mother wavelet Daubechies 5 ditunjukkan pada Tabel 5.9., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Daubechies orde 5. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi *noise* melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.9. Hasil perbandingan nilai SNR *hard thresholding* pada denoising sinyal bernoise Gaussian dengan DWT Daubechies 5

Daubechies 5			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.16075	0.09976	0.04794
SNR output	11.3889	15.5919	21.1763
MSE	3.0475	1.1512	0.31962

Proses denoising DWT menggunakan *soft thresholding* pada mother wavelet Coiflet 5 ditunjukkan pada Tabel 5.10., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Coiflet orde 5. Terlihat bahwa nilai SNR output

tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.10. Hasil perbandingan nilai SNR *hard thresholding* pada denoising sinyal bernoise Gaussian dengan DWT Coiflet 5

Coiflet 5			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.16147	0.10625	0.04595
SNR output	11.7054	15.1642	21.7939
MSE	2.8428	1.2806	0.27623

Hasil uji coba proses denoising DWT menggunakan *hard thresholding* pada mother wavelet Daubechies 2 ditunjukkan pada Tabel 5.11., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Daubechies orde 2. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.11. Hasil perbandingan nilai SNR *hard thresholding* pada denoising sinyal bernoise Gaussian dengan DWT Daubechies 2

Daubechies 2			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.16065	0.10258	0.04685
SNR output	10.876	14.2484	20.4754
MSE	3.3006	1.5608	0.37429

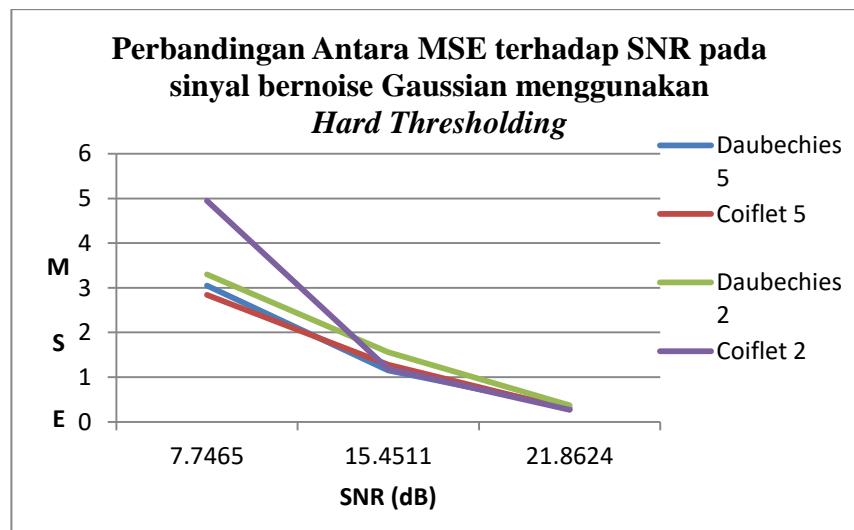
Proses denoising DWT menggunakan *hard thresholding* pada mother wavelet Coiflet 2 ditunjukkan pada Tabel 5.12., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Coiflet orde 2. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.12. Hasil perbandingan nilai SNR *hard thresholding* pada denoising sinyal bernoise Gaussian dengan DWT Coiflet 2

Coiflet 2			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.1527	0.09968	0.04554
SNR output	7.7465	15.4511	21.8624
MSE	4.9501	1.1884	0.27318

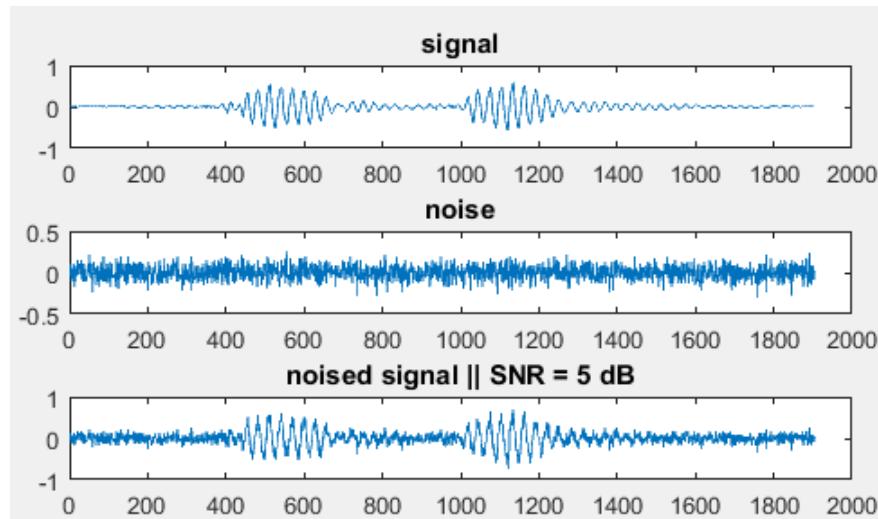
Seluruh nilai perbandingan nilai MSE dan SNR ditunjukkan pada Gambar 5.28.

Dapat dilihat bahwa semakin tinggi nilai SNR nilai MSE semakin berkurang. Hal ini menunjukkan bahwa ***hard thresholding* sesuai** untuk diterapkan pada denoising sinyal diasolik dengan **noise jenis gaussian**.

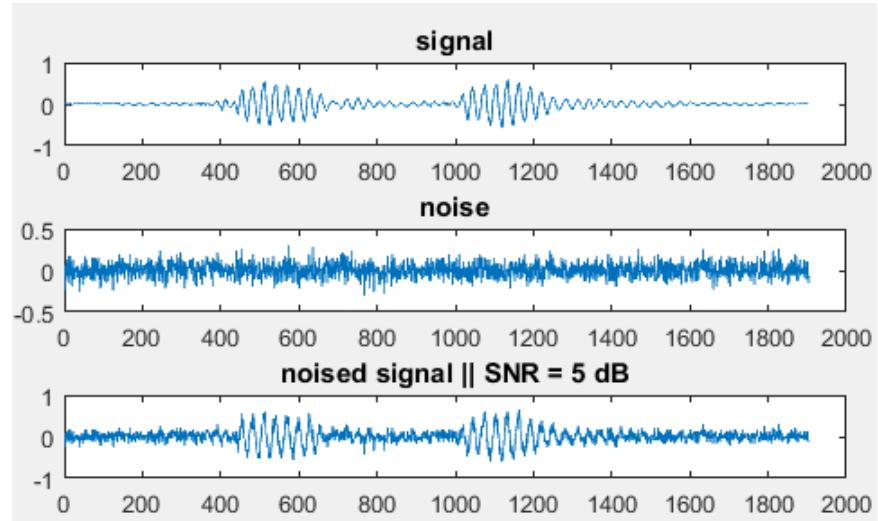


Gambar 5.28. Perbandingan Antara MSE terhadap SNR pada sinyal bernoise Gaussian menggunakan *Hard Thresholding*

Pada penelitian ini diterapkan *hard thresholding* untuk menghilangkan noise, telah diujicobakan pada sinyal yang diberi tambahan **noise white** dengan nilai variasi SNR 5 dB, 10 dB, 15 dB. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.29 Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.30.



Gambar 5.29. Proses Denoising noise White 5 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

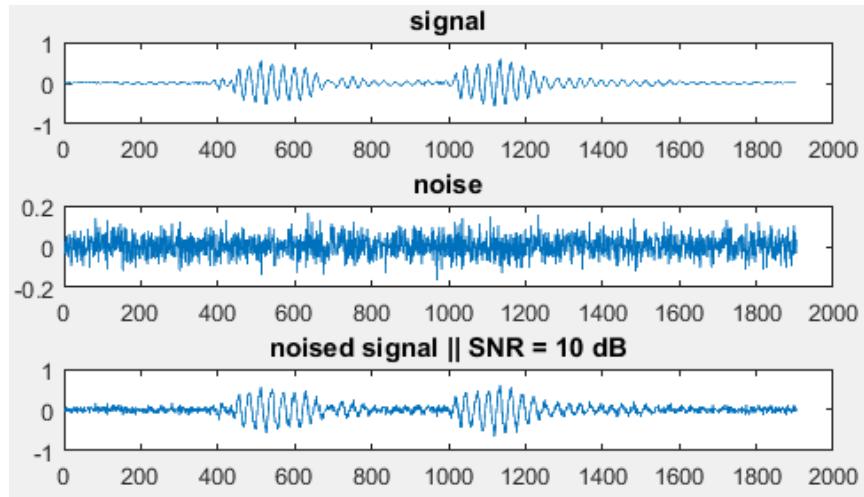


Gambar 5.30. Proses Denoising noise White 5 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

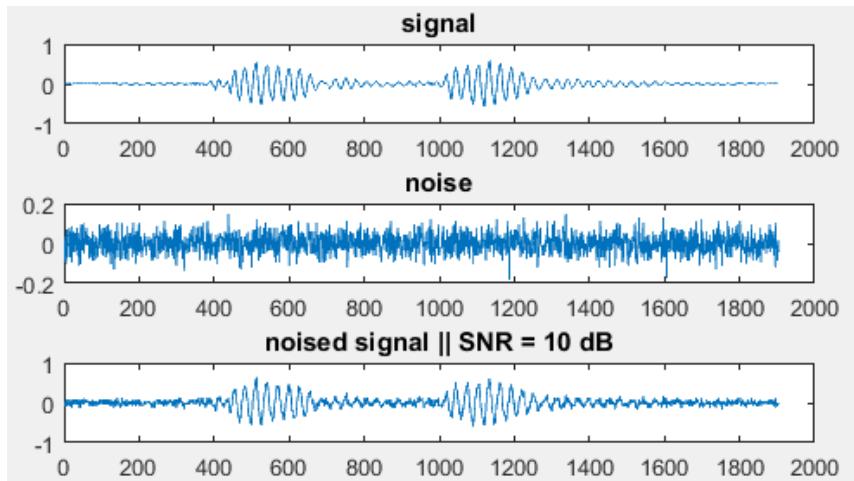
Plotting sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.31. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.32. Plotting sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan

mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

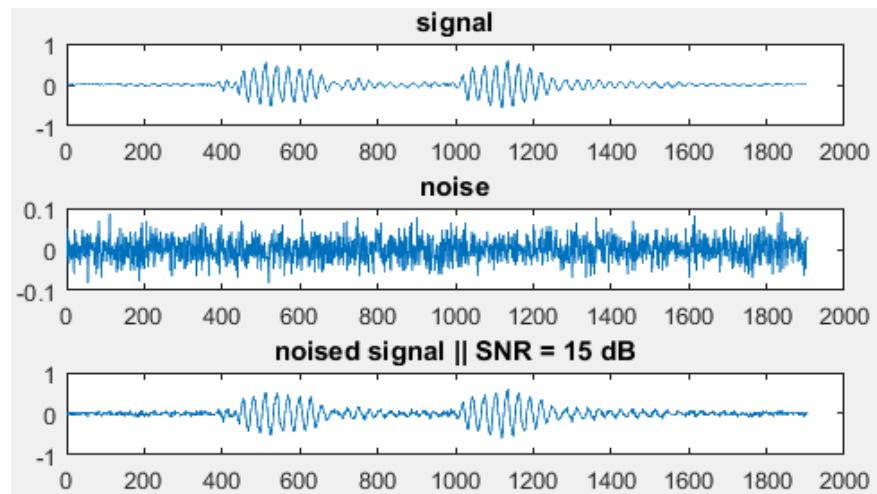


Gambar 5.31. Proses Denoising noise White 10 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

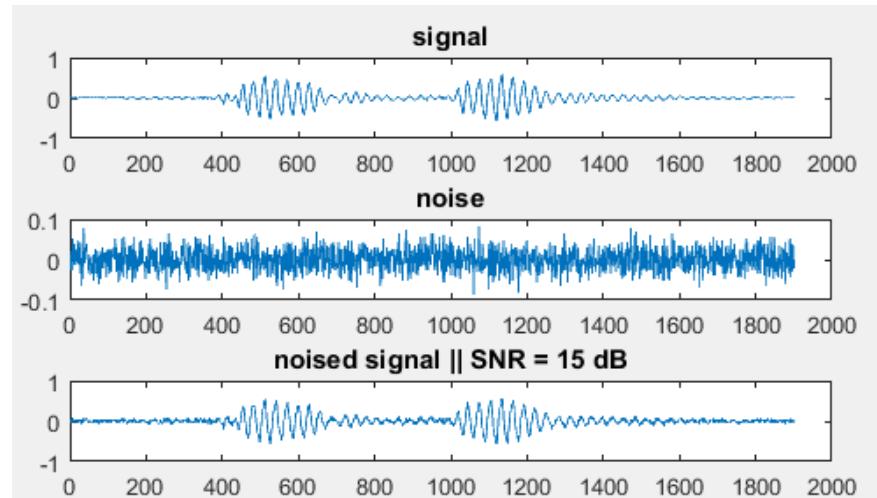


Gambar 5.32. Proses Denoising noise White 10 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.33. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.34. Plotting sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.



Gambar 5.33. Proses Denoising noise White 15 dB dengan Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



Gambar 5.34. Proses Denoising noise White 15 dB dengan Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Perbandingan masing – masing mother wavelet dan masing – masing orde untuk **noise White** ditunjukkan pada tabel berikut. Hasil uji coba proses denoising DWT menggunakan *hard thresholding* pada mother wavelet Daubechies 5 ditunjukkan pada Tabel 5.13., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Daubechies orde 5. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.13. Hasil perbandingan nilai SNR *hard thresholding* pada denoising sinyal bernoise White dengan DWT Daubechies 5

Daubechies 5			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.38963	0.21421	0.11651
SNR output	10.0609	11.0188	16.1757
MSE	6.538	3.335	1.0158

Proses denoising DWT menggunakan *hard thresholding* pada mother wavelet Coiflet 5 ditunjukkan pada Tabel 5.14., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Coiflet orde 5. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.14. Hasil perbandingan nilai SNR *hard thresholding* pada denoising sinyal bernoise White dengan DWT Coiflet 5

Coiflet 5			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.38648	3.3092	0.12046
SNR output	6.5046	11.3657	15.9036
MSE	10.1682	3.0696	1.0746

Hasil uji coba proses denoising DWT menggunakan *hard thresholding* pada mother wavelet Daubechies 2 ditunjukkan pada Tabel 5.15., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Daubechies orde 2. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.15. Hasil perbandingan nilai SNR *hard thresholding* pada denoising sinyal bernoise White dengan DWT Daubechies 2

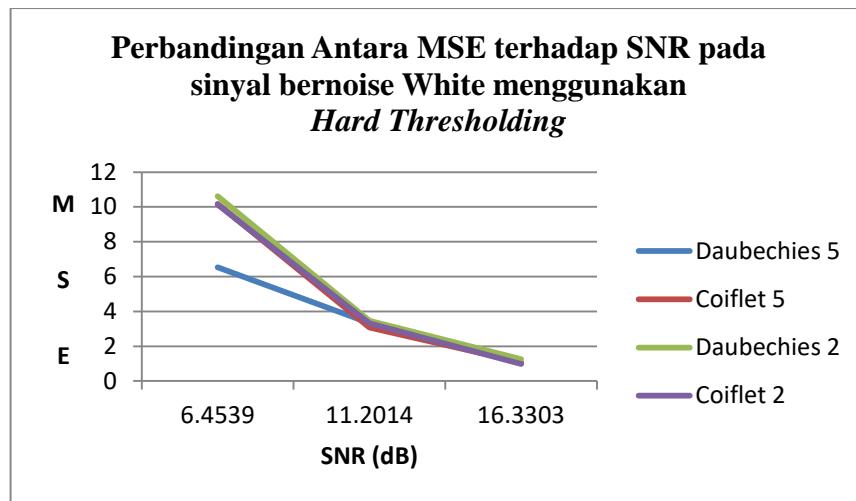
Daubechies 2			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.38816	0.20898	0.12022
SNR output	6.2327	10.8885	15.2658
MSE	10.6153	3.467	1.2501

Proses denoising DWT menggunakan *hard thresholding* pada mother wavelet Coiflet 2 ditunjukkan pada Tabel 5.16., yang merupakan perbandingan nilai SNR untuk mother wavelet Coiflet orde 2. Terlihat bahwa nilai SNR output tiap variasi noise melebihi nilai SNR input (sinyal ditambah *noise*), dan semakin meningkatnya nilai SNR tampak bahwa nilai MSE semakin kecil.

Tabel 5.16. Hasil perbandingan nilai SNR *hard thresholding* pada denoising sinyal bernoise White dengan DWT Coiflet 2

Coiflet 2			
SNR noise	5 dB	10 dB	15 dB
Threshold * σ noise	0.38178	0.21556	0.11651
SNR output	6.4539	11.2014	16.3303
MSE	10.1415	3.3092	0.98105

Seluruh nilai perbandingan nilai MSE dan SNR ditunjukkan pada Gambar 5.35. Dapat dilihat bahwa semakin tinggi nilai SNR nilai MSE semakin berkurang. Hal ini menunjukkan bahwa ***hard thresholding* sesuai** untuk diterapkan pada denoising sinyal diasolik dengan **noise jenis white**.



Gambar 5.35. Perbandingan Antara MSE terhadap SNR pada sinyal bernoise White menggunakan *Hard Thresholding*

Analisis denoising DWT dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10 untuk **sinyal diastolic yang telah bercampur dengan Gaussian noise 5dB, 10 dB, dan 15 dB** memberikan hasil bahwa *hard thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan soft thresholding* yaitu sebesar 3.0475, 1.1512, 0.31962. Denoising DWT yang diterapkan pada Daubechies orde 2 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan Gaussian noise 5dB, 10 dB, dan 15 dB memberikan hasil bahwa *hard thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan soft thresholding* yaitu sebesar 3.3006, 1.5608, 0.37429. Sedangkan denoising DWT yang diterapkan pada Coiflet orde 5 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan Gaussian noise 5dB, 10 dB, dan 15 dB memberikan hasil bahwa *hard thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan soft thresholding* yaitu sebesar 2.8428, 1.2806, 0.27623. Denoising DWT yang diterapkan pada Coiflet orde 2 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan

Gaussian noise 5dB, 10 dB, dan 15 dB memberikan hasil bahwa 4.9501, 1.1884, 0.27318.

Analisis denoising DWT dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10 untuk **sinyal diastolic yang telah bercampur dengan White noise 5dB, 10 dB, dan 15 dB** memberikan hasil bahwa *hard thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan soft thresholding* yaitu sebesar 6.538, 3.335, 1.0158. Denoising DWT yang diterapkan pada Daubechies orde 2 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan White noise 5dB, 10 dB, dan 15 dB memberikan hasil bahwa *hard thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan soft thresholding* yaitu sebesar 10.6153, 3.4670, 1.2501. Sedangkan denoising DWT yang diterapkan pada mother wavelet Coiflet orde 5 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan White noise 5dB, memberikan hasil bahwa *soft thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan hard thresholding* yaitu sebesar 9.7091, pada mother wavelet Coiflet orde 5 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan White noise 10 dB, memberikan hasil bahwa *hard thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan soft thresholding* yaitu sebesar 3.0696, pada mother wavelet Coiflet orde 5 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan White noise 15 dB, memberikan hasil bahwa *hard thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan soft thresholding* yaitu sebesar 0.9532. Denoising DWT yang diterapkan pada Coiflet orde 2 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan White noise 5dB, memberikan hasil bahwa *hard thresholding* lebih baik untuk diterapkan

karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan soft thresholding* yaitu sebesar 9.611, pada mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan White noise 10 dB, memberikan hasil bahwa *soft thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan hard thresholding* yaitu sebesar 3.149, pada mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 untuk sinyal diastolic yang telah bercampur dengan White noise 15 dB, memberikan hasil bahwa *hard thresholding* lebih baik untuk diterapkan karena memiliki nilai MSE yang lebih rendah *dibandingkan soft thresholding* yaitu sebesar 1.1071. Akan tetapi perbedaan nilai MSE pada kedua *threshold* tidak terlalu signifikan, sehingga pemilihan salah satu dari jenis *adaptive threshold* tidak terlalu berdampak pada pengolahan sinyal. Karena semua nilai output yang dihasilkan dari *software adaptive threshold* ini, memberikan perbandingan nilai sinyal yang lebih besar dibandingkan perbandingan antara sinyal input yang ditambah *noise*.

5.3. Hasil Dekomposisi Wavelet

Sinyal uji coba berupa sinyal diastolik dijadikan sinyal inputan pada proses dekomposisi. Dekomposisi dilakukan dengan menggunakan dua jenis *Mother Wavelet* yaitu Daubechies 2, Daubechies 5, Coiflet 2, Coiflet 5. Level dekomposisi tergantung dengan frekuensi cuplik, karena frekuensi cuplik 8KHz maka akan didekomposisi hingga 10 level. Setelah didekomposisi maka akan mendapatkan dua koefisien yang ditampung di dalam array variabel C dan variabel L, dimana isi variabel C adalah koefisien hasil dekomposisi yaitu approksimasi dan detail sedangkan variabel L digunakan untuk menampung panjang setiap komponen approksimasi dan detail. Nilai masing – masing detail koefisien hasil denoising untuk noise Gaussian dan noise White dapat dilihat pada Lampiran.

5.4. Analisis Dekomposisi Energi Sinyal Diastolik

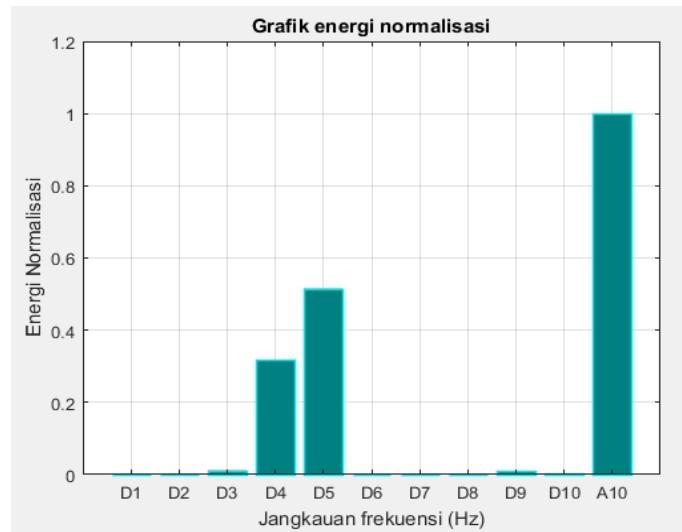
Pada tahap ini akan dijelaskan tentang hasil pengolahan energi dan normalisasi energi untuk mendapatkan pola pada setiap sinyal diastolik.

Frekuensi cuplik 8KHz

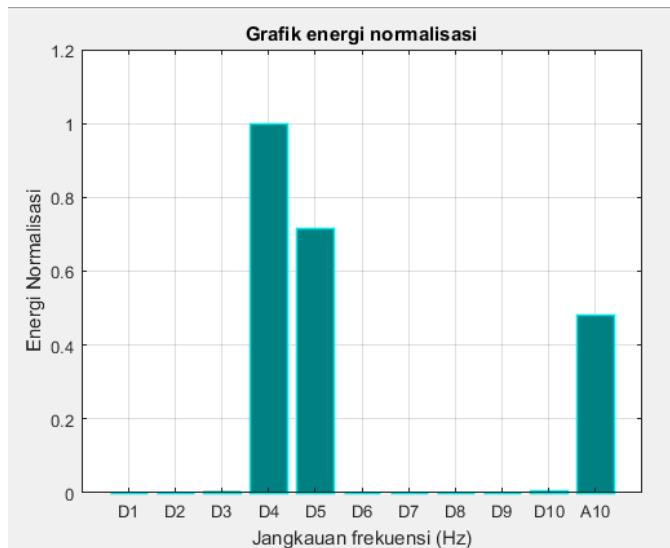
Hasil pengolahan sinyal diastolik dengan frekuensi cuplik 8KHz menghasilkan dekomposisi 10 level, dimana pada level satu akan menghasilkan komponen detail D1 dengan jangkauan frekuensi 2KHz hingga 4KHz dan komponen aproksimasi A1 dengan jangkauan frekuensi 2KHz hingga 0Hz, selanjutnya akan dipecah lagi menjadi D2 (2KHz – 1KHz), A2(1KHz-0KHz), Begitu seterusnya hingga D10(7,813HZ- 3,9Hz) dan A10 (3,9Hz-0Hz).

5.4.1. Soft Thresholding

Setelah proses thresholding, sinyal output masuk ke proses denoising dengan menggunakan DWT. Hasil dekomposisi energi dari sinyal yang ditambah dengan noise Gaussian dan White ditunjukkan oleh beberapa gambar berikut ini. Telah diterapkan *adaptive soft thresholding* untuk menghilangkan noise sebelum masuk proses dekomposisi, diujicobakan pada sinyal yang diberi tambahan **noise gausian** dengan nilai variasi SNR 5 dB, 10 dB, 15 dB. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.36. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.37.



Gambar 5.36. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 5 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

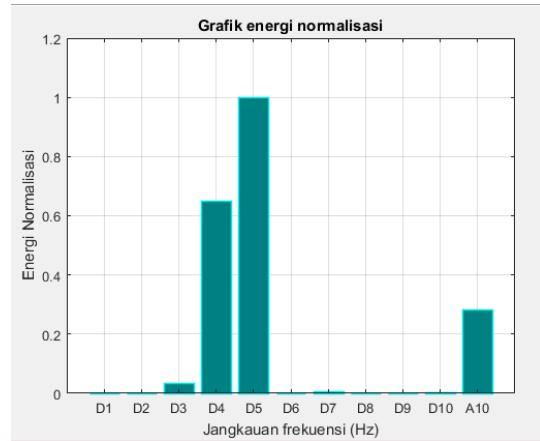


Gambar 5.37. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 5 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

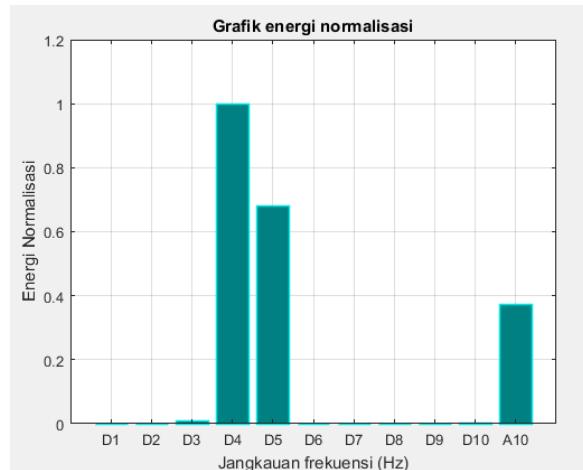
Plotting energi dekomposisi sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

Energi normalisasi untuk masing-masing koefisien pada sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.38.

Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.39. Plotting sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.



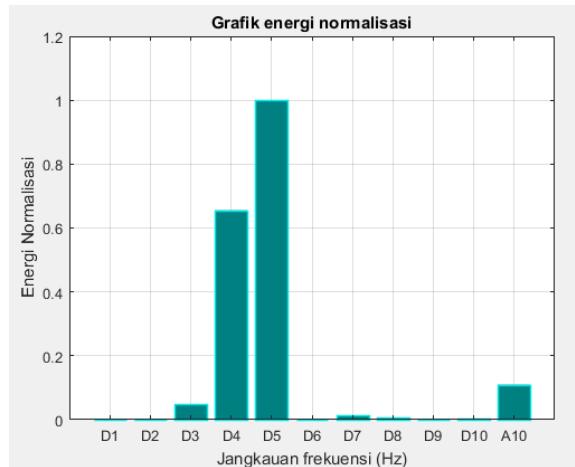
Gambar 5.38. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 10 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



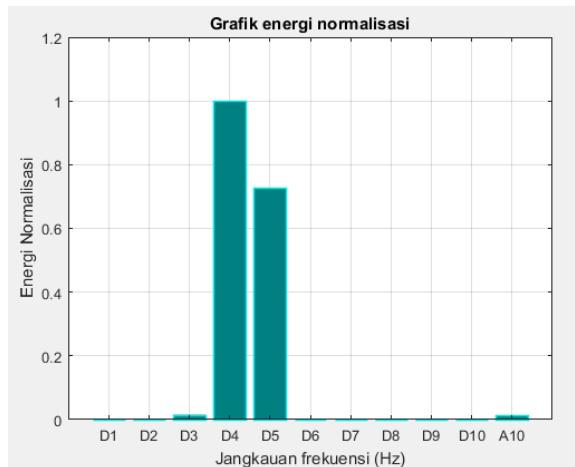
Gambar 5.39. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 10 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Dekomposisi energi untuk nilai masing – masing koefisien pada sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.40. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.41. Plotting energy dekomposisi sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother

wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

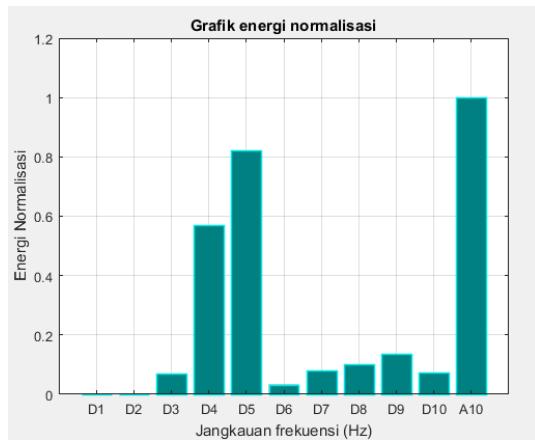


Gambar 5.40. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 15 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

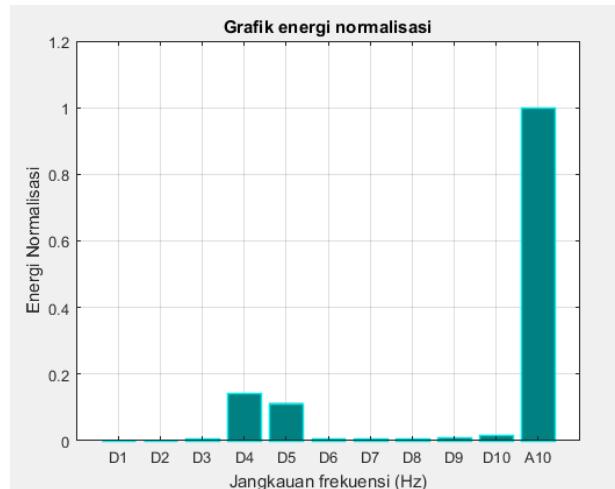


Gambar 5.41. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 15 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Telah diterapkan *adaptive soft thresholding* untuk menghilangkan noise sebelum masuk proses dekomposisi, diujicobakan pada sinyal yang diberi tambahan **noise white** dengan nilai variasi SNR 5 dB, 10 dB, 15 dB. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.42. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.43.



Gambar 5.42. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 5 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

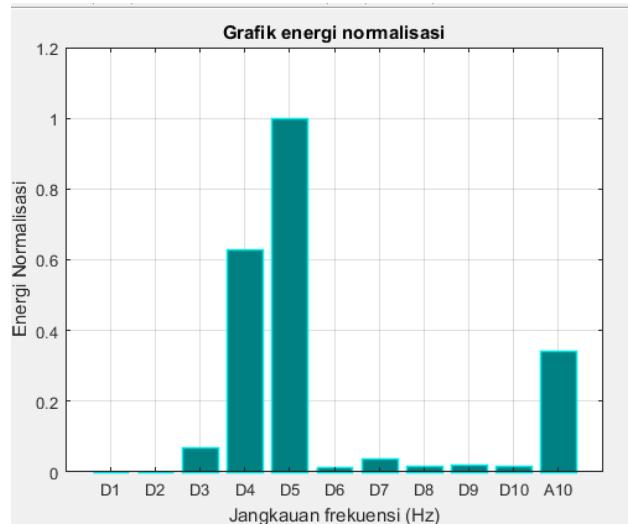


Gambar 5.43. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 5 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Plotting energi dekomposisi sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

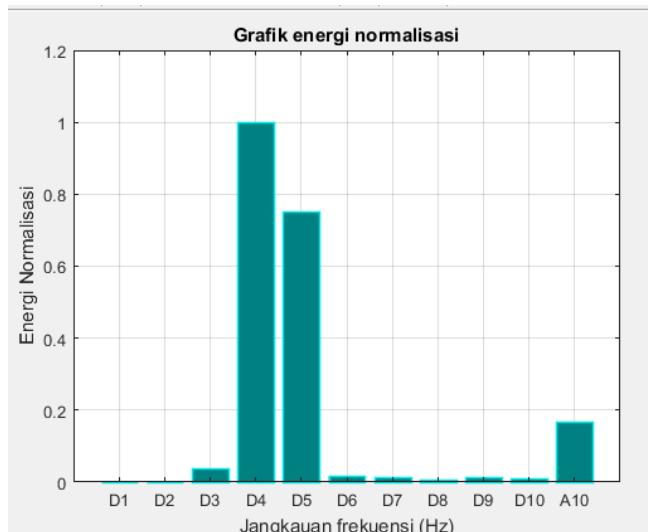
Energi normalisasi untuk masing-masing koefisien pada sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.44. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.45. Plotting sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde

5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

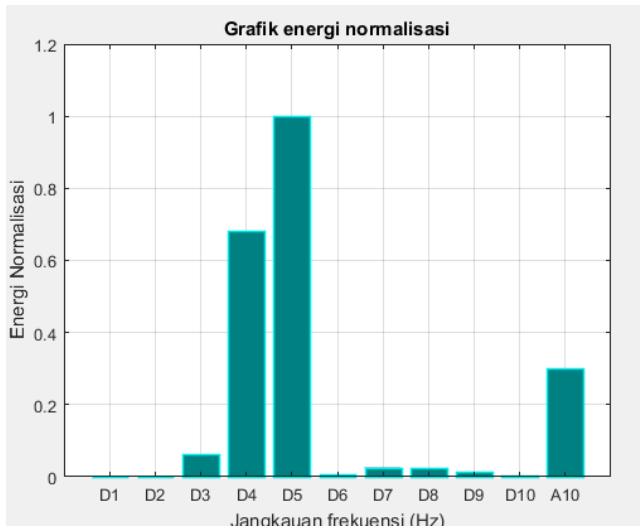


Gambar 5.44. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 10 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

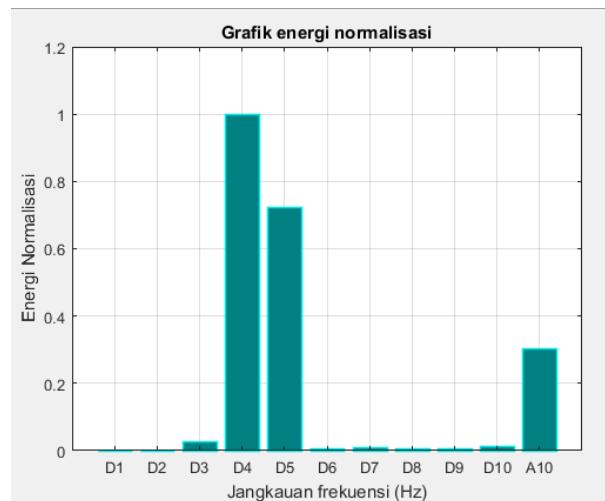
Dekomposisi energi untuk nilai masing – masing koefisien pada sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.46. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.47. Plotting energy dekomposisi sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.



Gambar 5.45. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 10 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10



Gambar 5.46. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 15 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

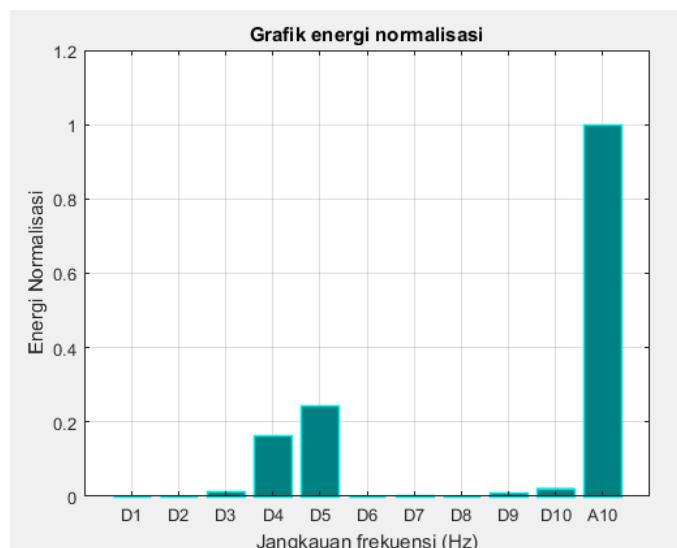


Gambar 5.47. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 15 dB Dengan *Soft Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

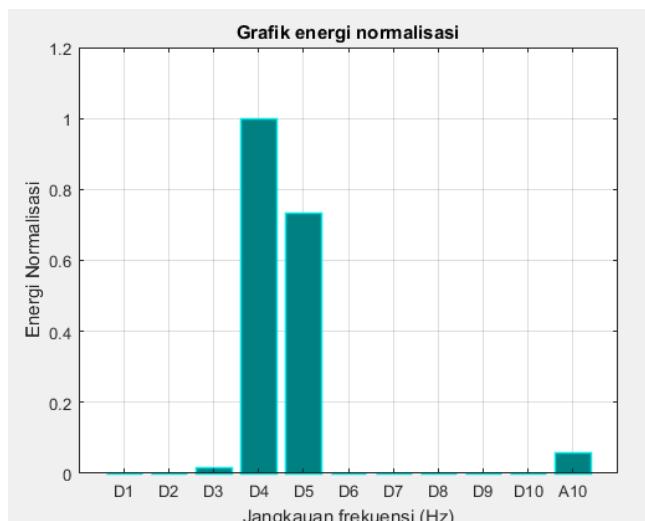
5.4.2. Hard Thresholding

Hasil dekomposisi energi dari sinyal yang ditambah dengan noise Gaussian dan White ditunjukkan oleh beberapa gambar berikut ini.

Telah diterapkan *adaptive hard thresholding* untuk menghilangkan noise sebelum masuk proses dekomposisi, diujicobakan pada sinyal yang diberi tambahan **noise gausian** dengan nilai variasi SNR 5 dB, 10 dB, 15 dB. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.48. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.49.



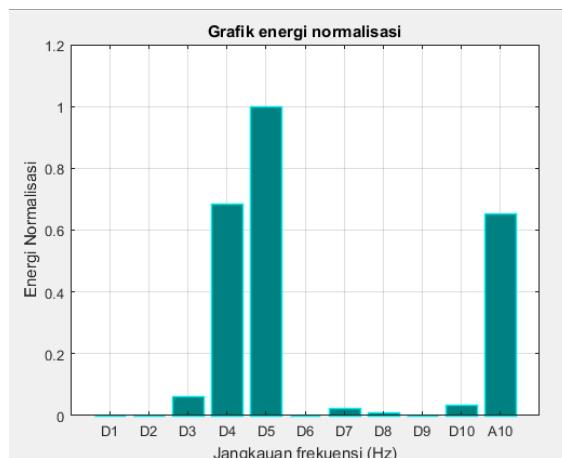
Gambar 5.48. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 5 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



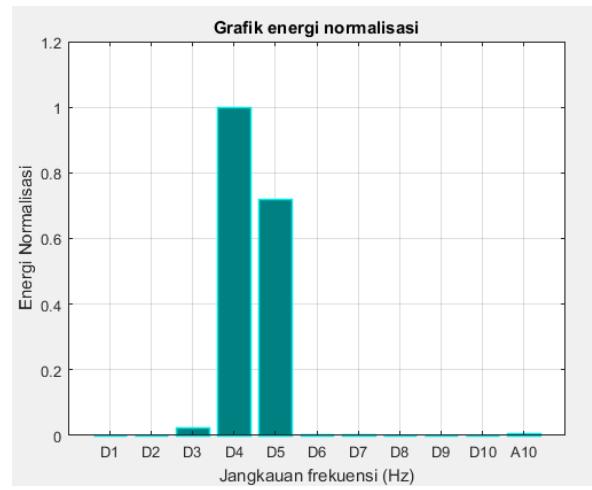
Gambar 5.49. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 5 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Plotting energi dekomposisi sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

Energi normalisasi untuk masing-masing koefisien pada sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.50. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.51. Plotting sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

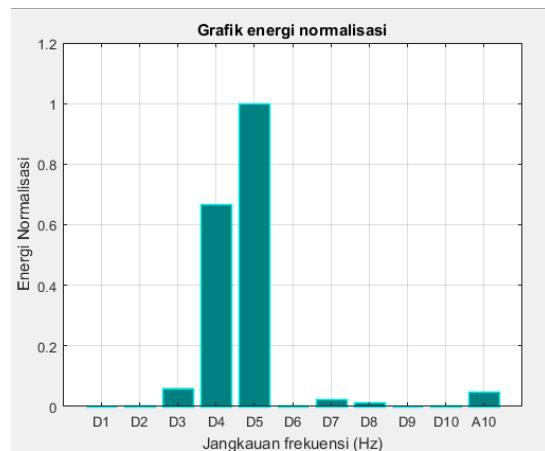


Gambar 5.50. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 10 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

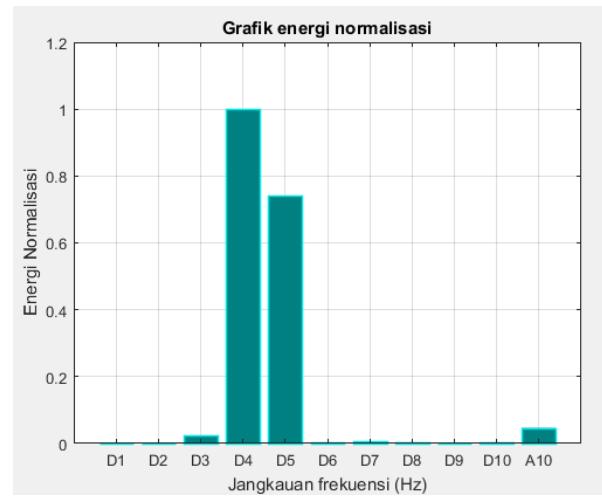


Gambar 5.51. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 10 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Dekomposisi energi untuk nilai masing – masing koefisien pada sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.52. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.53. Plotting energy dekomposisi sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

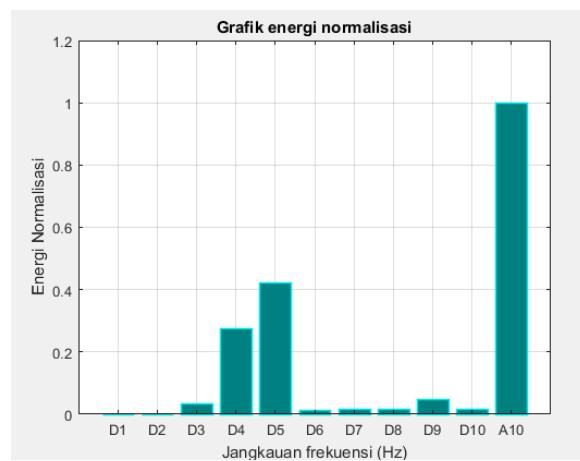


Gambar 5.52. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 15 dB Dengan Hard Thresholding Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

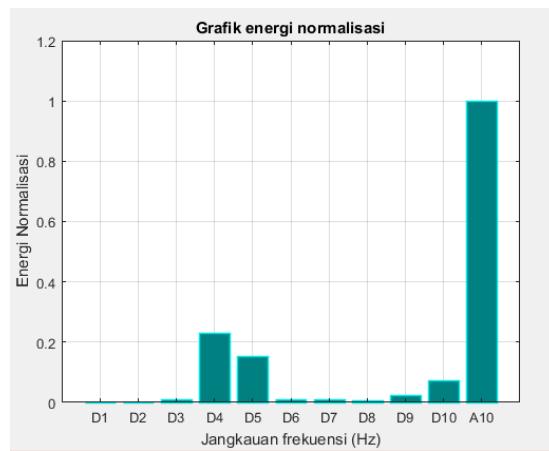


Gambar 5.53. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise Gaussian 15 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Telah diterapkan *adaptive hard thresholding* untuk menghilangkan noise sebelum masuk proses dekomposisi, diujicobakan pada sinyal yang diberi tambahan **noise white** dengan nilai variasi SNR 5 dB, 10 dB, 15 dB. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.54. Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.55.



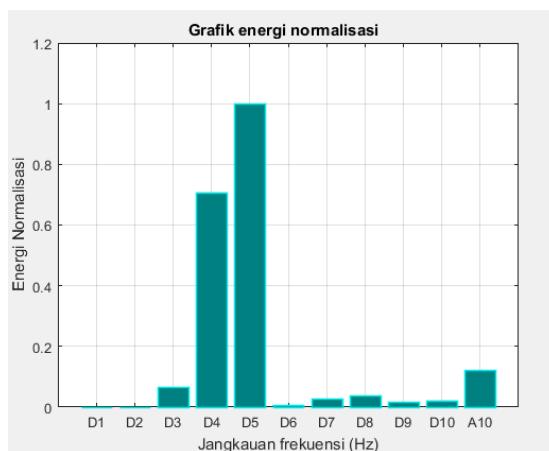
Gambar 5.54. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 5 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



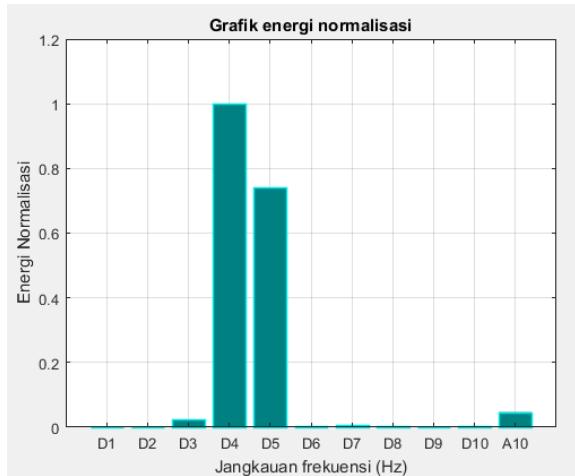
Gambar 5.55. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 5 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Plotting energi dekomposisi sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 5 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

Energi normalisasi untuk masing-masing koefisien pada sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.56. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.57. Plotting sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.

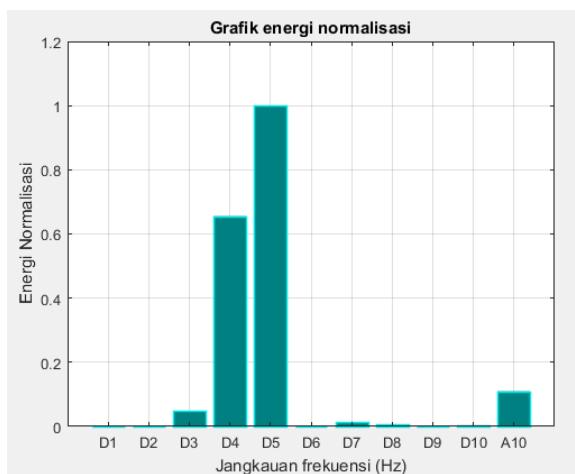


Gambar 5.56. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 10 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10

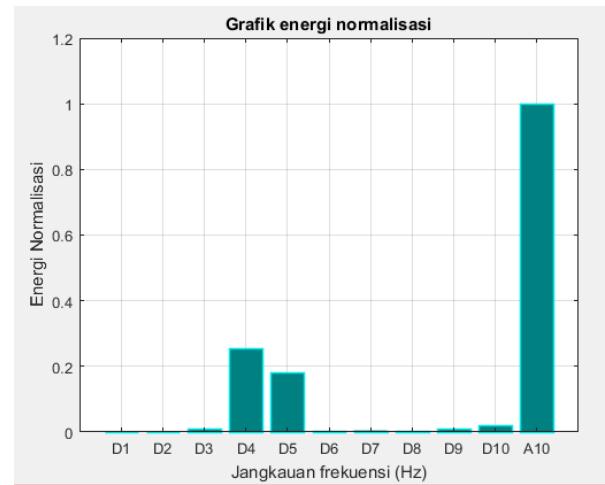


Gambar 5.57. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 10 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Dekomposisi energi untuk nilai masing – masing koefisien pada sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.58. Sinyal 10 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 2 level 10 ditunjukkan Gambar 5.59. Plotting energy dekomposisi sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Daubechies orde 5 level 10, dan sinyal untuk Sinyal 15 dB dengan mother wavelet Coiflet orde 5 level 10, dapat dilihat pada Lampiran.



Gambar 5.58. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 15 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Daubechies Orde 2 Level 10



Gambar 5.59. Grafik Energi Normalisasi Dekomposisi Sinyal Bernoise White 15 dB Dengan *Hard Thresholding* Untuk Mother Wavelet Coiflet Orde 2 Level 10

Hasil seluruh uji coba baik *soft thresholding* maupun *hard thresholding* menunjukkan bahwa nilai **energi normalisasi dua tertinggi** terletak pada nilai **koeffisien D4 dan D5**, range frekuensi untuk D4 adalah antara 250 Hz sampai 500 Hz, dan range frekuensi untuk D5 adalah antara 125 Hz sampai 250 Hz.

BAB 6. KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Telah dilakukan proses denoising pada sinyal diastolik yang diberi noise Gaussian dan White, dengan menggunakan Discrete Wavelet Transform mother wavelet Daubechies dan Coiflet. Sebelum proses denoising terdapat proses thresholding, dimana pada penelitian ini **telah dibuat adaptive soft thresholding dan hard thresholding**. Keduanya **mampu dan sesuai** untuk mengurangi noise sinyal yang tercampur, hal ini dibuktikan nilai SNR yang meningkat. Hasil detail yang diperoleh dari proses denoising untuk sinyal diastolik menunjukkan bahwa:

1. *Hard Thresholding* mampu mengurangi noise dibandingkan *Soft Thresholding* sinyal diastolic yang diberi tambahan noise Gaussian 5dB, 10 dB, dan 15 dB, pada mother wavelet Gaussian orde 5 dengan nilai MSE 3.0475, 1.1512, 0.31962, Gaussian orde 2 dengan nilai MSE 3.3006, 1.5608, 0.37429, serta Coiflet orde 5 dengan nilai MSE 2.8428, 1.2806, 0.27623, dan Coiflet orde 2 dengan nilai MSE 4.9501, 1.1884, 0.27318 untuk denoising Discrete Wavelet Transform level 10.
2. *Hard Thresholding* mampu mengurangi noise dibandingkan *Soft Thresholding* sinyal diastolic yang diberi tambahan noise White 5dB, 10 dB, dan 15 dB, dengan mother wavelet Daubechies orde 5 dengan nilai MSE 6.538, 3.335, 1.0158, dan Daubechies orde 2 dengan nilai MSE 10.6153, 3.4670, 1.2501 untuk denoising Discrete Wavelet Transform level 10.
3. *Hard Thresholding* mampu mengurangi noise dibandingkan *Soft Thresholding* sinyal diastolic yang diberi tambahan noise White 10 dB,

dan 15 dB, dengan mother wavelet Coiflet 5 dengan nilai MSE 3.0696 dan 0.9532 untuk denoising Discrete Wavelet Transform level 10. Sedangkan untuk sinyal diastolik yang diberi tambahan noise White 5dB lebih cocok menggunakan *Soft Thresholding* dibandingkan *Hard Thresholding* dengan nilai MSE 9.7091.

4. *Hard Thresholding* mampu mengurangi noise dibandingkan *Soft Thresholding* sinyal diastolic yang diberi tambahan noise White 5 dB, dan 15 dB, dengan mother wavelet Coiflet 2 dengan nilai MSE 9.611 dan 1.1071 untuk denoising Discrete Wavelet Transform level 10. Sedangkan untuk sinyal diastolik yang diberi tambahan noise White 10 dB lebih cocok menggunakan *Soft Thresholding* dibandingkan *Hard Thresholding* dengan nilai MSE 3.149.
5. Hasil denoising baik *soft thresholding* maupun *hard thresholding* menunjukkan bahwa nilai energi normalisasi dua tertinggi terletak pada nilai koefisien D4 dan D5, range frekuensi untuk D4 adalah antara 250 Hz sampai 500 Hz, dan range frekuensi untuk D5 adalah antara 125 Hz sampai 250 Hz.

6.2 Saran

1. Sebaiknya ditambah uji coba *adaptive thresholding* yang diterapkan pada mother wavelet lain, seperti: Haar, Symlets, BiorSplines, Meyer, Mexican hat, Morlet, dan Shannon.
2. Jika diterapkan pada sinyal selain diastolic, maka perlu diperhatikan penerapan berbagai jenis *rule thresholding* sebelum masuk ke proses *Adaptive Thresholding*.

Daftar Pustaka

- Abbas Abbas K, Bassam Rasha. *Phonocardiography Signal Processing*. Morgan & Claypool , 2009.
- ”agl.cs.unm.edu/~williams/cs530/arfgtw.pdf.” 1999. <http://agl.cs.unm.edu> (använd December 2016).
- Amin Debbal, Reguig, Fethi Bereksi. *Feature For Heartbeat Sound Signal Normal and Pathological*. Tleemeen Algeria: University Aboubekr Belkaid, 2007.
- Amrullah. *Visualisasi Keluaran Fonokardiograf dengan Menggunakan Komputer Pribadi*. Departemen Fisika Jurusan Fisika Medik, 2012.
- Ekinasti Anggi Tiara, Jusak, Ira Puspasari. *Analisis dan Ekstraksi Ciri Sinyal Suara Jantung Menggunakan Dekomposisi Wavelet*. Surabaya: Institut Bisnis dan Informatika Stikom Surabaya, 2016.
- Chan T F, Shen J. ”Image Processing and Analysis: Variational PDE, Wavelet and Scholastic Methods.” Philadelphia, 2005.
- Erickson, Barbara. *Heart sound and Murmurs Across The Lifespan*. Jakarta: Buku Kedokteran ECG, 2003.
- Kumar, D. ”Wavelet Transform And Simplicity Based Heart Murmur Segmentation.” *Computers in Cardiology* , 2006: 173–176.
- Napitupulu. *Analisa Perbandingan Kinerja Teknik Kompresi Citra Menggunakan Metode Jpeg dan Wavelet Multi Variabel*. Depok: UI, 2012.
- Nurlaili, I. *Pendeteksi Suara Jantung S1 dan S2 Menggunakan High Frequency Signatures*. Bandung: IT Telkom, 2011.
- PIRAHANSIAH, FARSHID. ”PEAK SIGNAL TO NOISE RATIO BASED ON THRESHOLD METHOD FOR IMAGE SEGMENTATION.” *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 2013: 159-168.
- Puspasari, Ira. *Studi Analisis Ekstraksi Ciri Pada Sinyal Suara Jantung Diastolik*. Surabaya: ITS, 2013.
- Rais Bin Naveed, Hanif M Shehzad, Taj A Imtiaz. ”Adaptive Thresholding Technique for Document Image Analysis.” *IEEE*, 2004: 62-66.
- Rizal Achmad, Suryani Vera. *Aplikasi Pengolahan Sinyal Digital Pada Analisis dan Pengenalan Suara Jantung dan Paru Untuk Diagnosis Penyakit Jantung dan Paru Secara Otomatis*. Bandung: STT Telkom, 2007.
- Rizal, L Anggraeni dan A. *Pengenalan Suara Jantung Menggunakan Metode Linier Predictive Coding dan JST-BP*. Bandung: STT Telkom, 2007.
- Sunny Sonia, Peter David S, Jacob K Poulose. ”A New Algorithm for Adaptive Smoothing of Signals in Speech Enhancement.” *Science Direct*, 2013: 337-343.
- Mishra,Upasana. ”Denoising of ECG signal using thresholding techniques with comparison of different types of wavelet.” *International Journal of Electronics and Computer Science Engineering*, u.d.: 1143-1148.