

Perbandingan *Real-Valued* dan *Complex Wavelet Transform* pada *Denoising Sinyal Fetal-Phonocardiograms*

(Comparison of *Fetal-Phonocardiogram Signal Denoising based on Real-Valued and Complex Wavelet Transform*)

Dodi Zulherman¹, Jans Hendry², Ipam Fuadina Adam³

Abstract—Monitoring of Fetal Heart Rate (FHR) in the pregnancy period commonly uses the Doppler-based instruments despite having several disadvantages, such as high-cost and complexity of the monitoring system. Implementation of the passive and non-invasive method based on fetal phonocardiogram (fPCG), the acoustic recording of fetus cardiac signal, can be used as a potentially economical long-term monitoring device for diagnosis. Because the interference signal from the maternal women exists, the matured denoising technique was needed to implement the fPCG method to diagnose the fetus' well-being condition. The denoising system based on Dual-tree Complex Wavelet Transforms (DTCWT) was proposed in this paper. The proposed method was evaluated using Signal to Noise Ratio (SNR). Based on the experiment result from 37 fPCG signals from *physio.net*, the DTCWT system performance was compared with the Discrete Wavelet Transform (DWT). There were 24 CWT's denoised fPCG signals that have successfully outperformed DWT's SNR. DTCWT has also reduced the noises in the range of 30 Hz–80 Hz. Also, it emphasized the existence of dominant frequencies in the range of 60 Hz–65 Hz.

Intisari—Pengamatan *Fetal Heart Rate* (FHR) merupakan metode diagnosis kesehatan janin dan umumnya menggunakan teknik ultrasonik Doppler, meskipun metode ini memiliki beberapa kelemahan. Penggunaan metode pengamatan pasif dan noninvasif berbasis *fetal-phonocardiogram* (fPCG) menjadi solusi yang menarik tetapi memiliki tantangan, seperti level energi sinyal yang rendah dan terkontaminasi oleh suara organ ibu. Metode *Dual-tree Complex Wavelet Transform* (DTCWT) diusulkan untuk menghilangkan derau yang menginterferensi sinyal. Sistem *denoising* dirancang dengan mengamati unjuk kerja sistem berdasarkan nilai SNR. Pengujian dilakukan terhadap 37 data sinyal fPCG yang diambil dari *physio.net*. Unjuk kerja sistem *denoising* dibandingkan dengan unjuk kerja metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Berdasarkan hasil pengujian unjuk kerja sistem *denoising* DTCWT, terdapat sebanyak 24 sinyal fPCG hasil *denoising* DTCWT memiliki SNR lebih baik dibandingkan DWT. Derau pada rentang frekuensi kerja 30 Hz–80 Hz berhasil dikurangi oleh DTCWT, bahkan menonjolkan frekuensi dominan pada rentang 60 Hz–65 Hz.

Kata Kunci—fPCG, *Denoising*, DWT, DTCWT.

¹ Prodi Teknik Telekomunikasi, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Jl. D.I. Panjaitan No. 128 Purwokerto 53147 Indonesia (e-mail: zulherman.dodi@ittelkom-pwt.ac.id)

² Prodi Teknik Elektro, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Jl. D.I. Panjaitan No. 128 Purwokerto 53147 Indonesia (e-mail: jans@ittelkom-pwt.ac.id)

³ Prodi Teknik Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Jl. D.I. Panjaitan No. 128 Purwokerto 53147 Indonesia (e-mail: ipam@ittelkom-pwt.ac.id)

I. PENDAHULUAN

Pengamatan detak jantung janin (*Fetal Heart Rate*, FHR) merupakan metode pemantauan kondisi kesehatan janin selama periode kehamilan, bukan hanya dalam masa *anterpartum*, tetapi juga pada masa *intrapartum*. Hasil pengamatan FHR dalam bentuk variasi pola dapat menggambarkan berbagai macam bentuk kondisi kesehatan janin, seperti *hypoxia*, *asphyxia*, *tachycardia*, atau *bradycardia* [1]. Pengamatan jangka panjang dan berkelanjutan terhadap FHR dalam kandungan dapat memberikan gambaran terkini dari kondisi janin dalam kandungan [2]. Umumnya, pengamatan FHR dilakukan menggunakan perangkat berbasis Doppler seperti *ultrasonocardiography* (USG), *fetal-cardiography* (fCTG) atau perangkat berbasis aktivitas listrik jantung, seperti *fetal-electrocardiography* (fECG) [1]-[5]. Penggunaan perangkat diagnosis berbasis Doppler dalam jangka panjang memiliki kekurangan, seperti dalam hal efektivitas penggunaan karena membutuhkan operator terlatih, efisiensi pembiayaan yang rendah karena kebutuhan perangkat yang mahal [1], [6], juga risiko akibat pengiriman energi ultrasonik ke tubuh janin sehingga paparan energi ultrasonik terhadap janin harus dikurangi [1]. Kelemahan-kelemahan perangkat diagnosis berbasis Doppler mendorong pengembangan perangkat diagnosis alternatif yang memiliki keandalan dalam hal efektivitas penggunaan, efisiensi pembiayaan, dan paparan energi eksternal terhadap janin seminimal mungkin untuk pengamatan FHR jangka panjang.

Metode auskultasi pada pengamatan kehamilan dilakukan menggunakan sinyal akustik yang bersifat pasif dan noninvasif pada area abdomen ibu hamil. Pengukuran sinyal akustik pada area abdomen ibu hamil dapat memberikan gambaran kondisi FHR melalui energi pasif yang terekam (dikenal dengan metode *fetal-phonocardiography*, fPCG) [4]. Penggunaan fPCG dapat dijadikan solusi alternatif pengembangan perangkat diagnosis FHR sebagai pengganti perangkat dengan teknik Doppler seperti USG dan fCTG, karena bersifat pasif secara total dan noninvasif sehingga dapat dipergunakan sebagai instrumen diagnosis berkelanjutan dan jangka panjang [1]. Pengukuran FHR berdasarkan fPCG dilakukan melalui perekaman suara detak jantung janin melalui abdomen ibu hamil, sehingga didapatkan siklus waktu detak jantung. Dalam kondisi normal, suara detak jantung janin dikelompokkan ke dalam dua jenis, yaitu suara detak jantung pertama (S1) dan suara detak jantung kedua (S2). Suara S1 terbentuk pada saat penutupan katup *atrioventricular* (katup *mitral* dan katup *trikuspid*) dan digunakan sebagai penanda siklus sistole,

sedangkan suara S2 terbentuk pada saat penutupan katup aorta dan katup pulmoner dan digunakan sebagai penanda siklus diastole. Karakteristik suara S1 berbeda dari suara S2, yaitu S1 memiliki frekuensi rendah dengan durasi panjang dan intensitas tinggi, sedangkan S2 memiliki frekuensi tinggi dengan durasi lebih pendek dibandingkan S1, mengakibatkan penentuan lokasi S1 dan S2 menjadi sulit [7].

Selain dalam penentuan S1 dan S2, tantangan yang dihadapi dalam pemanfaatan metode ini adalah *fetal heart sound* hasil pengukuran memiliki intensitas rendah [1] dan energi yang terukur pada saat perekaman berasal dari beberapa sumber yang saling berhimpitan secara temporal [8], sehingga dapat dikatakan bahwa sinyal fPCG memiliki pengaruh dari banyak sumber derau [2], [6]. Pengukuran fPCG dengan metode auskultasi harus dapat menghilangkan sumber-sumber sinyal lain seperti suara detak jantung ibu, suara sistem pencernaan ibu, suara pernafasan ibu dan janin, serta suara yang bersumber dari lingkungan pada saat pengukuran. Kondisi ini mengakibatkan penggunaan metode auskultasi dalam pengukuran FHR harus menggunakan metode pengolahan sinyal yang sesuai untuk menghilangkan derau.

Pengembangan metode penghilang derau pada sinyal fPCG telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya, baik yang berdasarkan metode *thresholding* amplitude atau waktu, metode model stokastik, atau metode berdasarkan energi. Sebuah penelitian menampilkan penggunaan metode *wavelet* pada dua kanal PCG dan pemrosesan sinyal dengan pendekatan *wavelet* adaptif untuk mendapatkan FHR [4]. Penelitian lain melakukan pengembangan metode dengan cara menggabungkan teknik autokorelasi, transformasi *wavelet*, dan *matching pursuit* untuk mengevaluasi FHR [9]. Penggunaan metode transformasi *wavelet* lainnya dilakukan dengan mengamati kinerja *wavelet* dibandingkan dengan FIR [10], dan dengan menggunakan *adaptive stationary wavelet transform* (SWT) sebagai metode *denoising* dan mendapatkan tingkat akurasi hingga 97,5% [1]. Pendekatan *wavelet* juga digunakan untuk membangun rancangan sistem *denoising* sinyal fPCG sebagai metode pengamatan FHR [2], [5], [6], [8]. Meskipun umum digunakan, *real-valued wavelet transform* sebagai contoh metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) memiliki empat kekurangan, yaitu *oscillation*, *shift variance*, *aliasing*, dan *lack of directionality*. Kekurangan yang terdapat pada DWT dapat diperbaiki dengan mengimplementasikan transformasi *wavelet* kompleks seperti *Dual Tree Complex Wavelet Transform* (DTCWT) yang didasarkan atas prinsip kerja transformasi Fourier.

Makalah ini bertujuan untuk menerapkan metode DTCWT dalam proses *denoising* sinyal fPCG. Kinerja sistem diukur menggunakan *Signal-to-Noise Ratio* (SNR) terhadap 37 hasil perekaman sinyal fPCG yang diambil dari penyedia data sekunder *physio.net* [11]. Pengamatan unjuk kerja sistem dilakukan dengan membandingkan nilai SNR hasil *denoising* metode DTCWT terhadap nilai SNR hasil *denoising* metode DWT. Hasil *denoising* metode DWT sebelumnya telah dilakukan dengan menguji tipe *mother wavelet*, level dekomposisi, dan jenis teknik pengambangan (*thresholding*) [12].

TABEL I
SPESIFIKASI *SIMFPCGDB* [11]

Parameter	Deskripsi
<i>SNR of noise</i>	-26,7 dB s.d. -4,4 dB
<i>Sampling Rate</i>	1 kHz
<i>Resolution</i>	16 bit
<i>Gain</i>	1

II. METODOLOGI

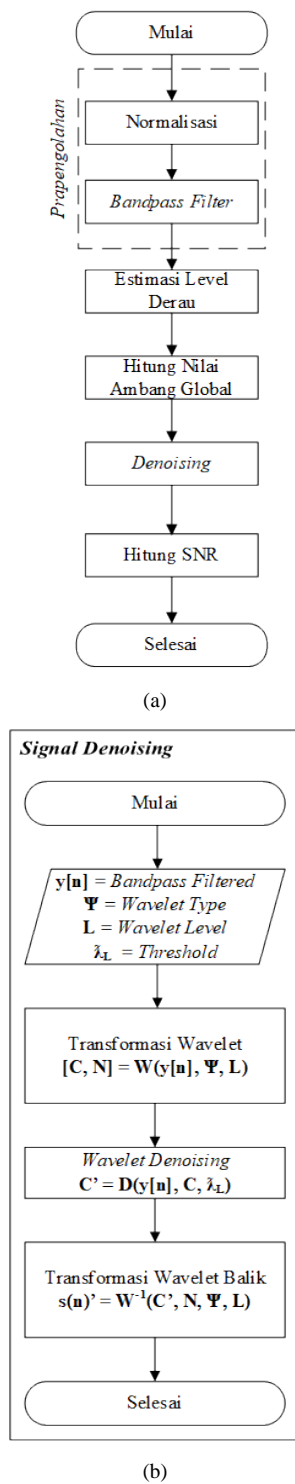
Pengembangan sistem *denoising* dalam makalah ini menggunakan perangkat lunak MATLAB dengan beberapa tahapan seperti dalam Gbr. 1. Data *Simulated Fetal Phonocardiograms* (*simfpcgdb*) digunakan sebagai objek uji [11]. Sinyal fPCG yang dipergunakan sebanyak 37 macam dan memiliki derau dengan SNR yang bervariasi. Meskipun secara jumlah sinyal yang disediakan sudah mencukupi untuk dianalisis, pengevaluasian unjuk kerja sistem *denoising* mendapatkan tantangan karena sinyal fPCG tanpa derau sebagai *ground truth* tidak tersedia di dalam kumpulan data (*dataset*). Kinerja metode *denoising* dan penapisan (*filtering*) diukur terhadap sinyal sebelum terkena derau (*ground truth*), sehingga penghitungan SNR tanpa sinyal fPCG tidak berderau menggunakan persamaan yang telah dilakukan dalam penelitian lain.

Spesifikasi data *simfpcgdb* ditunjukkan pada Tabel I. Pengunduhan kumpulan data menggunakan *wfdb toolbox* [13] yang sudah disediakan oleh *Physionet* [2]. Data dicuplik dengan frekuensi cuplik sebesar 1 kHz sehingga frekuensi maksimum tiap sinyal sebesar 500 Hz, merujuk pada teorema Nyquist.

Proses *denoising* bertujuan mengubah sebuah sinyal menjadi sinyal yang diinginkan dengan cara membuang semua bagian sinyal yang tidak dibutuhkan, sehingga dapat dipergunakan untuk proses pengolahan selanjutnya. Proses *denoising* yang dipergunakan dalam makalah ini bertujuan untuk mengubah bentuk sinyal fPCG berderau menjadi bentuk baru yang menyisahkan bagian simpul S1 dan S2 sebagai representasi dari aktivitas jantung. Kondisi ini menjadi dasar pengukuran kinerja proses *denoising*, yaitu sistem harus mampu meredam spektrum frekuensi yang tidak dibutuhkan, sehingga simpul S1 dan S2 pada kawasan waktu tampak lebih menonjol (*emphasized*). Proses *denoising* perlu dilakukan pada sinyal fPCG karena kehadiran beberapa sinyal lain dalam hasil perekaman sinyal fPCG seperti berikut [4], [14].

- Suara detak jantung ibu (*maternal heart sounds*), saluran pencernaan (*maternal digestion*), dan pergerakan organ pernapasan (*respiratory movements*).
- Suara akibat pergerakan fetus (*fetal movements*).
- Suara akibat pergerakan sensor yang tidak stabil (*sensor movements*).
- Suara-suara sekitar (*ambient noise*).

Alur kerja dari proses *denoising* ditunjukkan pada Gbr. 1. Diagram alir pada Gbr. 1(a) menunjukkan proses sistem keseluruhan, sedangkan Gbr. 1(b) menunjukkan *internal denoising* menggunakan *wavelet*. Alur kerja ini diterapkan pada proses *denoising*, baik berbasis DTCWT maupun DWT.



Gbr. 1 Diagram alir proses denoising pada sinyal fPCG, (a) langkah-langkah denoising, (b) wavelet denoising [12].

Sebuah runtun sinyal fPCG $x[n]$ yang telah tercampur derau $\xi[n]$ terhadap sinyal fPCG $s[n]$ umumnya dirumuskan dengan (1).

$$x[n] = s[n] + \sigma \xi[n] \tag{1}$$

dengan σ adalah level derau (*noise level*) yang mengendalikan besarnya derau terhadap sinyal. Runtun $\xi[n]$ diasumsikan

sebagai sinyal acak terdistribusi normal dengan rata-rata diskret (*sample mean*) 0 dan standar deviasi 1. Sinyal *simulated fPCG* merupakan kumpulan sinyal yang sudah tercampur derau, sehingga proses *denoising* bertujuan untuk mendapatkan bentuk runtun asli $s[n]$ yang semestinya tidak mengandung derau sama sekali, sehingga simpul S1 dan S2 terlihat dengan jelas.

Berbeda dengan analisis Fourier yang menggunakan fungsi dasar (*basis function*) dalam bentuk fungsi sinus yang selalu beresilasi dalam rentang waktu tak berhingga (*infinity*), sistem berbasis DWT hanya menggunakan fungsi dasar berupa sinyal yang beresilasi singkat/pendek yang disebut dengan *wavelet*. Karakteristik sinyal yang beresilasi singkat mengakibatkan *wavelet* sangat sesuai untuk jenis sinyal yang mengandung nilai-nilai singularitas, seperti ada lompatan atau *spike*. Selain itu, runtun sinyal diskret $x[n]$ yang memiliki diskontinuitas menandakan terdapat lebih dari satu kandungan frekuensi dalam runtun tersebut, karena periodenya sudah berbeda. Pengamatan dalam kawasan waktu dengan dua kondisi ini mengakibatkan penggunaan *wavelet* dalam analisis sinyal fPCG sangat cocok. Tahapan-tahapan dalam proses *denoising* berbasis *wavelet* sesuai Gbr. 1 dijabarkan lebih lanjut dalam penjelasan berikut.

A. Prapengolahan

Tahapan prapengolahan bertujuan untuk mengondisikan sinyal agar memiliki variasi dalam rentang tertentu. Tahapan ini meliputi dua proses, yaitu normalisasi dan penapisan menggunakan *band pass filter* (BPF). Masing-masing tahapan diuraikan dalam penjelasan berikut.

1) *Normalisasi*: Normalisasi merupakan tahapan awal dalam subsistem prapengolahan, dengan variasi nilai amplitude sinyal dibatasi dalam rentang tertentu. Sinyal fPCG hasil perekaman mengandung banyak derau yang dihasilkan oleh aktivitas ibu hamil dan fetus, sehingga dapat menyebabkan perbedaan tegangan yang cukup besar pada setiap hasil pencuplikan. Hal ini mengakibatkan peningkatan variabilitas sinyal yang menuntut untuk diperkecil agar fluktuasi pada tiap hasil pencuplikan tidak terlalu besar [12]. Normalisasi sinyal sederhana dilakukan dengan membatasi tegangan sinyal pada rentang -1 V hingga +1 V dengan menggunakan (2).

$$\tilde{x}[n] = x[n]/\max(|x[n]|) \tag{2}$$

dengan $\tilde{x}[n]$ adalah sinyal hasil normalisasi dari sinyal $x[n]$. Meskipun sinyal *simfpcgdb* yang digunakan sudah ternormalisasi, tetapi langkah ini tetap diterapkan sebagaiantisipasi jika data lain yang digunakan bersumber dari perangkat yang belum menerapkan normalisasi sinyal.

2) *Band Pass Filter*: Derau-derau pada sinyal fPCG yang bersumber dari suara organ ibu dan lingkungan eksternal memiliki karakteristik frekuensi masing-masing. Derau yang diakibatkan oleh aktivitas organ tubuh ibu biasanya berada di bawah 20 Hz [15], sedangkan akibat pengaruh eksternal di atas 70 Hz [4], [14], [16], [17]. Sebuah penelitian memberikan pendapat lain terkait derau akibat aktivitas organ ibu, yaitu berada di bawah 25 Hz [18]. Di dalam penelitian ini, frekuensi -3 dB yang digunakan adalah 30 Hz–80 Hz, dengan

menggunakan BPF IIR orde 10, sehingga dihasilkan hasil penapisan dengan *zero phase shift* [12]. Komponen *bias (offset)* akan hilang secara otomatis karena penggunaan penapisan tipe ini, sehingga *baseline* sinyal berada pada daerah asal sumbu horizontal. Persamaan diferensial BPF IIR secara matematis diekspresikan pada (3).

$$y[n] = \sum_{i=0}^M a_i \tilde{x}[n-i] + \sum_{j=0}^M b_j y[n-j] \quad (3)$$

dengan $y[n]$ adalah sinyal hasil tapis, sedangkan variabel a_i dan b_j , $i, j = 0, 1, \dots, M$ adalah koefisien *feedforward* dan *feedback* tapis.

B. Estimasi Level Derau (Noise Level Estimation)

Thresholding pada masalah *denoising* berbasis *wavelet* dibagi menjadi dua, yaitu *global thresholding* dan *level-dependent thresholding*. Metode pertama lebih sederhana karena hanya membutuhkan satu nilai ambang untuk semua level dekomposisi *wavelet*. Metode pertama menjadi pilihan dalam makalah ini. Nilai level derau dihitung menggunakan pendekatan yang diekspresikan pada (4) [19].

$$\tilde{\sigma} = \text{med}\{(|Q_n|): n = 1, 2, \dots, N/2\}/0,6475 \quad (4)$$

dengan $\tilde{\sigma}$ adalah nilai level derau, $|Q_n|$ adalah nilai mutlak koefisien detail hasil dekomposisi *wavelet* sinyal $y[n]$ pada level terendah, dan N adalah panjang data $y[n]$. *Thresholding* pada level ini dilakukan karena komposisi derau lebih dominan dibandingkan pada level setelahnya, sehingga akan memberikan nilai estimasi level derau lebih akurat.

C. Menghitung Nilai Ambang Global (Global Threshold)

Prinsip *universal rule* dipergunakan untuk menghitung nilai ambang global yang dijabarkan pada (5) [20].

$$\lambda_L = \tilde{\sigma}(\sqrt{2 \log(N)}). \quad (5)$$

Parameter λ_L adalah nilai ambang global yang digunakan dalam proses *denoising*. Setiap koefisien sebelum dikenai nilai ambang terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan nilai level derau $\tilde{\sigma}$ yang diekspresikan pada (6) [21].

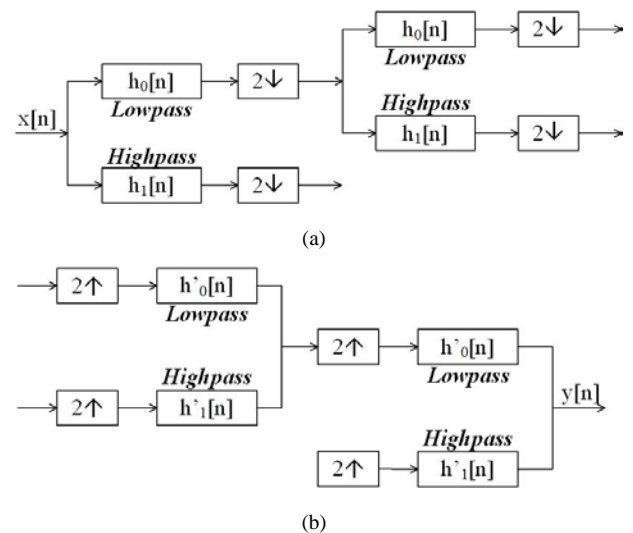
$$\tilde{d}^k = d^k / \tilde{\sigma} \quad (6)$$

dengan \tilde{d}^k adalah koefisien detail setelah normalisasi terhadap koefisien detail d^k .

D. Transformasi Discrete Wavelet Transform (DWT)

Transformasi DWT umumnya disebut sebagai *real-valued wavelet transform* karena hasil dekomposisinya merupakan bilangan real, $w \in \mathbb{R}$. *Wavelet* melakukan analisis waktu-frekuensi melalui pergeseran (*shift*) dan skala (*scale*). Kedua fungsi tersebut diasosiasikan sebagai tapis frekuensi rendah (*low pass filter*, LPF) dan tapis frekuensi tinggi (*high pass filter*, HPF), sehingga dapat dianggap sebagai BPF atau *filter bank*. Fungsi-fungsi tersebut diwakilkan dengan fungsi gelombang $\Psi_{(i,m)}[n]$ dan fungsi skala $\Phi_{(j,m)}[n]$. Hubungan kedua fungsi tersebut dirumuskan sebagai transformasi *wavelet* yang diekspresikan oleh (7) [1].

$$\hat{y}[n] = \sum_{m \in \mathbb{Z}} cA_j[m] \Phi_{j,m}[n] + \sum_{m \in \mathbb{Z}} \sum_{j=1}^J cD_j[m] \Psi_{j,m}[n] \quad (7)$$



Gbr. 2 Diagram blok DWT, (a) analisis, (b) sintesis.

dengan j mewakili skala dan m mewakili posisi, $j = 1, \dots, J$, $m = 1, \dots, M$, $J, M \in \mathbb{Z}^2$. Variabel cA dan cD merupakan koefisien aproksimasi (LPF) dan detail (HPF) hasil transformasi terhadap sinyal $y[n]$. Merujuk pada [12], beberapa keluarga *wavelet* telah diuji coba untuk mendapatkan tipe *wavelet* terbaik dalam ukuran SNR untuk analisis sinyal fPCG, khususnya menggunakan data *simfpcgdb*. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa *coiflet* dengan *vanishing moment* 1 adalah yang terbaik, sehingga (7) dapat ditulis ulang menjadi (8).

$$\hat{y}[n] = \sum_{m \in \mathbb{Z}} cA_j[m] \Phi_{(coif1)j,m}[n] + \sum_{m \in \mathbb{Z}} \sum_{j=1}^J cD_j[m] \Psi_{(coif1)j,m}[n]. \quad (8)$$

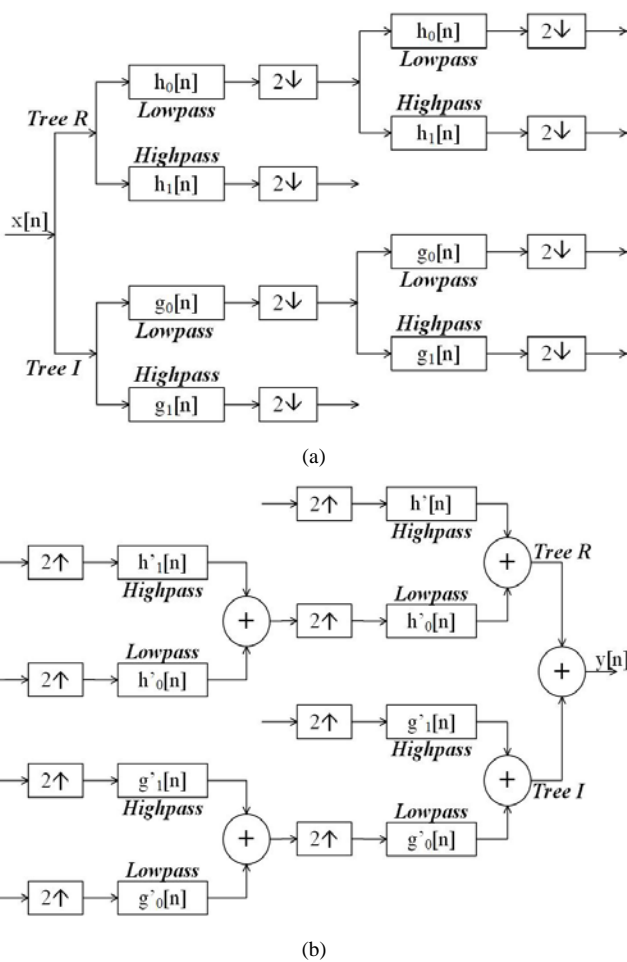
Sinyal $\tilde{x}[n]$ dengan lebar data N dalam transformasi *wavelet* didekomposisi sesuai aturan *dyadic* $2^{(n)}$. Sinyal dikenakan tapis LPF dan HPF yang menghasilkan koefisien aproksimasi dan detail. Setiap kenaikan level pada transformasi *wavelet*, koefisien aproksimasi didekomposisi, yang umumnya disebut sebagai analisis. Tahapan transformasi balik *wavelet* menggunakan tapis yang sama untuk semua koefisien dari level tertinggi hingga level terendah, yang umumnya disebut dengan proses sintesis. Ilustrasi dari transformasi *wavelet* ditunjukkan pada Gbr. 2.

E. Transformasi Dual Tree Complex Wavelet Transform (DTCWT)

Transformasi *real-valued wavelet* memiliki empat kekurangan dalam analisis sinyal, yaitu sebagai berikut [22].

1) *Oscillation*: *Oscillation* merupakan kekurangan pada transformasi *wavelet* diskret karena koefisien-koefisien hasil dekomposisi beresolusi dalam bentuk nilai negatif dan positif di sekitar titik singularitas, sehingga mengakibatkan analisis menjadi lebih rumit [23].

2) *Shift Variance*: Jika dimisalkan ada sebuah sinyal impuls $\delta_1[n]$ digeser sebesar k menjadi $\delta_2[n-k]$, lalu dikenai transformasi *wavelet* waktu diskret kemudian dihitung dayanya (dalam *squared ℓ_2 norms*), ternyata perbedaan keduanya bisa sangat signifikan walaupun kedua sinyal indentik [24].



Gbr. 3 Diagram blok DTCWT, (a) analisis, (b) sintesis.

3) *Aliasing*: Proses transformasi *wavelet* yang melibatkan proses *up-sampling* dan *down-sampling* serta proses LPF dan HPF mengakibatkan *aliasing*. Terjadinya *aliasing* pada transformasi *wavelet* sudah diantisipasi melalui proses transformasi balik (*inverse transform*) jika dan hanya jika koefisien *wavelet*, baik aproksimasi maupun detail, tidak mengalami perubahan. Koefisien detail dalam makalah ini tentu akan berubah-ubah, karena menjadi subjek *thresholding* nilai sebagai bagian proses *denoising*, sehingga dapat dipastikan akan menimbulkan *artifacts* pada sinyal kawasan waktu hasil rekonstruksi.

4) *Lack of Directionality*: Masalah ini lebih sering didapatkan pada penggunaan transformasi *wavelet* untuk sinyal lebih dari satu dimensi.

Perbaikan kekurangan-kekurangan transformasi *wavelet* tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan transformasi *wavelet* kompleks DTCWT. Transformasi ini terinspirasi dari transformasi Fourier yang tidak mengalami empat kekurangan tersebut [22]. Fungsi skala $\Phi[n]$ dan *wavelet* $\Psi[n]$ dari DTCWT diekspresikan oleh (9) dan (10) [25].

$$\Phi[n] = \Phi_r[n] + j\Phi_i[n] \tag{9}$$

$$\Psi[n] = \Psi_r[n] + j\Psi_i[n] \tag{10}$$

sehingga koefisien skala X_ϕ dan *wavelet* X_ψ hasil transformasinya memiliki bentuk pada (11) dan (12).

$$X_\phi(j, m) = Xr_\phi(j, m) + jXi_\phi(j, m) \tag{11}$$

$$X_\psi(j, m) = Xr_\psi(j, m) + jXi_\psi(j, m). \tag{12}$$

Dengan demikian, DTCWT memberikan koefisien sisi real dan imajiner yang *orthogonal* atau *biorthogonal*, yang juga dimiliki oleh DWT. Ilustrasi dari transformasi DTCWT diperlihatkan pada Gbr. 3.

Transformasi DTCWT pada prinsipnya serupa dengan transformasi DWT, tetapi sinyal $x[n]$ pada DTCWT dikelompokkan menjadi komponen real dan imajiner. Sinyal terkelompok didekomposisi dan ditapis menggunakan LPF dan HPF. Bentuk kompleks pada koefisien proses *denoising* mengakibatkan penggunaan magnitude dari real dan imajiner yang ditunjukkan pada (13) [22].

$$|X_\psi(j, m)| = \sqrt{[Xr_\psi(j, m)]^2 + [Xi_\psi(j, m)]^2} \tag{13}$$

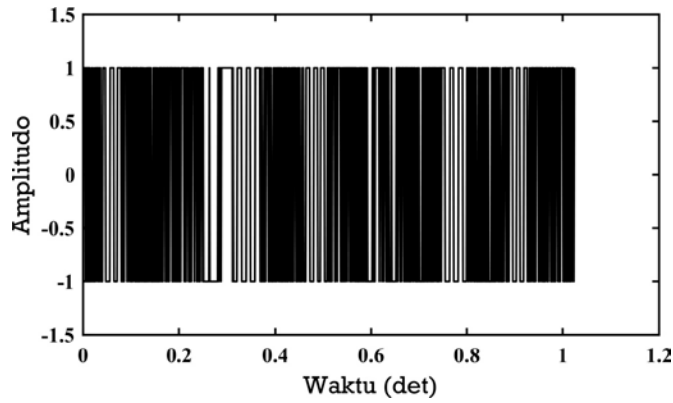
F. Signal Denoising

Sinyal hasil BPF, $y[n]$, dikenai proses *denoising* dengan tahapan sebagai berikut.

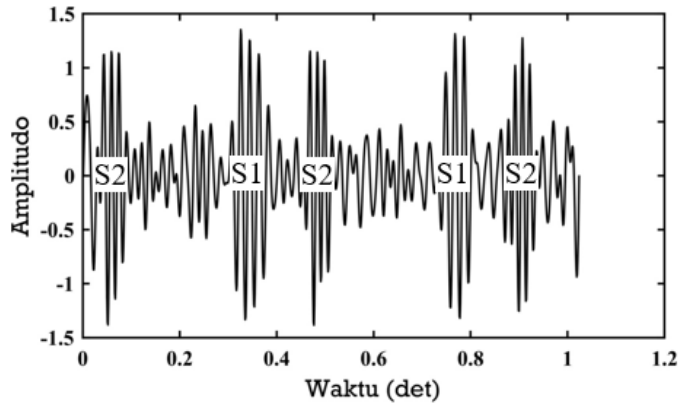
1) *Forward Wavelet Transform*: Sinyal dikenai transformasi *wavelet* hingga level 4, baik menggunakan DWT maupun DTCWT. Transformasi DWT menggunakan tipe *mother wavelet coif1*, sedangkan transformasi DTCWT menggunakan koefisien tapis yang bersumber dari penelitian sebelumnya [25].

2) *Denoising*: Koefisien detail mengalami proses *denoising*, baik dalam DTCWT ataupun DWT, tetapi terdapat sedikit perbedaan pada penerapan *thresholding* nilai antara DWT dan DTCWT. Transformasi DWT menggunakan *thresholding* untuk seluruh koefisien detail, sedangkan transformasi DTCWT hanya menggunakan *thresholding* pada koefisien detail level terakhir dan koefisien detail lainnya diberi nilai 0. Transformasi DTCWT memiliki koefisien detail dalam bentuk magnitude yang mengacu pada (13) dari nilai real dan imajiner yang nilai koefisiennya lebih besar dibandingkan DWT, sehingga penerapan *denoising* yang dibutuhkan hanya untuk level terakhir. Jika *denoising* diterapkan pada seluruh level DTCWT, maka akan mengubah ragam spektrum frekuensi tinggi menjadi lebih bervariasi dan sangat dihindari, bahkan magnitudenya sangat signifikan dibandingkan dengan magnitude spektrum frekuensi pada rentang 30 Hz–80 Hz. Spektrum frekuensi yang dimaksud berada di atas 80 Hz. Kebocoran frekuensi (*frequency leakages*) juga dialami oleh DWT karena koefisien detail mengalami perubahan yang signifikan, yaitu nilai koefisien detail mengandung frekuensi tinggi. Meskipun terjadi kebocoran frekuensi, kondisi ini masih dapat ditoleransi karena jika dibandingkan dengan magnitude spektrum frekuensi pada rentang 30 Hz–80 Hz, nilainya masih rendah.

Makalah ini menggunakan teknik *hard thresholding* yang diekspresikan pada (14) dan *soft thresholding* yang ditunjukkan pada (15) [20].



Gbr. 4 Sinyal fPCG.



Gbr. 5 Hasil band pass filter.

$$D_H^{\lambda_L}(cD_{j,\dots,J}) \equiv \begin{cases} cD_{j,\dots,J} & \text{untuk semua } |cD| > \lambda_L \\ 0 & \text{yang lainnya} \end{cases} \quad (14)$$

$$D_S^{\lambda_L}(cD_{j,\dots,J}) \equiv \text{sgn}(cD_{j,\dots,J}) \max(0; |cD_{j,\dots,J}| - \lambda_L) \quad (15)$$

dengan $D_H^{\lambda_L}$ adalah hasil *thresholding* nilai menggunakan *hard thresholding* dan $D_S^{\lambda_L}$ adalah hasil menggunakan *soft thresholding*. Variabel cD merupakan koefisien detail, baik DWT maupun DTCWT.

3) *Inverse Wavelet Transform*: Tahapan rekonstruksi menggunakan transformasi balik DWT atau DTCWT menjadi tahapan setelah proses *denoising* selesai. Koefisien aproksimasi pada kedua transformasi tersebut yang digunakan hanya pada level terakhir. Koefisien detail hasil *denoising* dan aproksimasi pada tahap ini digunakan untuk membentuk sinyal rekonstruksi. Secara umum, persamaan matematis untuk rekonstruksi sinyal menggunakan *wavelet* dirumuskan oleh (16).

$$s'[n] = cA_J[n] + \sum_{j=1}^J cD_j[n] \quad (16)$$

dengan $s'[n]$ merupakan sinyal hasil *denoising*, cA_J merupakan koefisien aproksimasi pada level tertinggi, dan cD_j adalah koefisien detail setelah *thresholding* nilai yang disesuaikan dengan proses pada DWT dan DTCWT.

G. Signal to Noise Ratio (SNR)

Kinerja dari sistem *denoising* ini diukur menggunakan SNR, yang diekspresikan pada (17) seperti yang digunakan pada [6].

$$SNR = 20 \log_{10} \left(\frac{s'_p - p[n]}{4\sigma(s'[n])} \right) \text{ dB} \quad (17)$$

Persamaan (17) digunakan karena [11] tidak menyediakan sinyal *ground truth* fPCG, yaitu yang belum dikenai derau, sehingga tidak ada pembandingan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Makalah ini menggunakan 37 sinyal fPCG. Salah satu sinyal digunakan untuk menunjukkan hasil simulasi langkah demi langkah, yaitu *fetalPCG_simulatedSNR-4_4dB.wav*. Durasi sinyal yang ditampilkan hanya 1 detik untuk memudahkan pengamatan. Bentuk sinyal masukan ditunjukkan pada Gbr. 4. Sinyal ini memiliki bentuk seperti runtun sinyal kotak dengan *duty cycle* berbeda-beda. Sinyal sudah ternormalisasi dan memiliki *baseline* pada sumbu *x-origin*. Sinyal yang menyerupai runtun sinyal kotak menandakan kandungan ragam frekuensi yang sangat tinggi. Oleh karena itu, langkah penapisan menggunakan BPF sekaligus untuk membuang derau akibat aktivitas organ internal ibu dan fetus, dan lingkungan akan memberikan ekstrak sinyal dalam kawasan waktu yang lebih memiliki makna.

A. Band Pass Filter

Hasil dari BPF pada frekuensi -3 dB-nya, 30 Hz–80 Hz, ditunjukkan oleh Gbr. 5. Sinyal sudah memperlihatkan bentuk yang lebih bermakna karena indikasi lokasi simpul S1 dan S2 terlihat.

B. Nilai Noise Level Estimation

Nilai dari estimasi deraunya adalah 0,0587. Nilai ini akan digunakan untuk menormalisasi koefisien detail sebelum proses *denoising*. Nilai ini akan berbeda untuk sinyal yang berbeda.

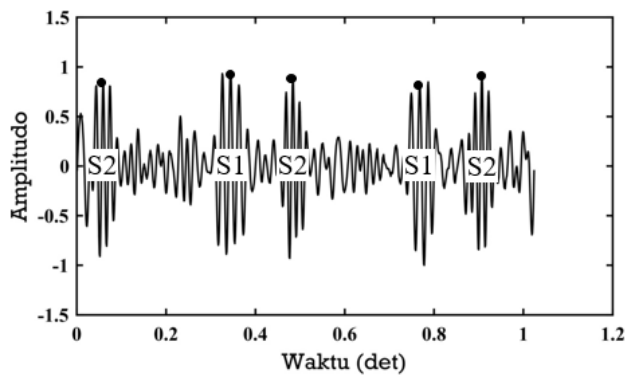
C. Nilai Global Threshold

Nilai ambang global hasil perhitungan adalah 0,0857. Hasil ini tergantung pada nilai estimasi level derau dan lebar/panjang data (N) sehingga akan selalu berbeda untuk tiap sinyal yang berbeda.

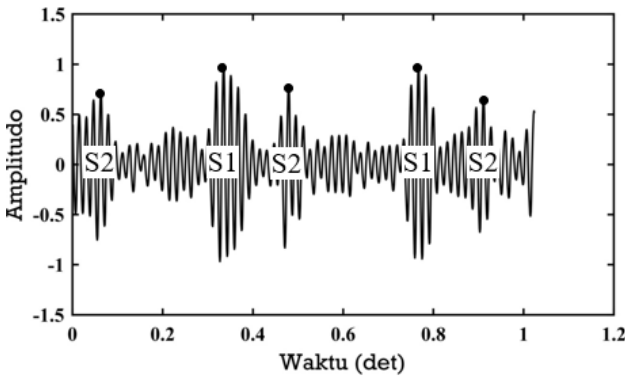
D. Hasil Denoising dengan Hard Thresholding

Sinyal fPCG yang dikenakan *thresholding* nilai dengan teknik ini menghasilkan bentuk sinyal pada Gbr. 6. Sinyal hasil pada kawasan waktu pada Gbr. 6(a) lebih menyerupai sinyal hasil BPF yang mengalami atenuasi amplitude. Perubahan kandungan frekuensi sebelum dan sesudah *denoising* tidak terlalu signifikan. Hal ini disebabkan oleh perubahan nilai-nilai koefisien detail memenuhi kriteria dari empat kekurangan DWT. Sementara itu, Gbr. 6(b) menunjukkan hasil *denoising* menggunakan DTCWT yang memiliki bentuk sinyal lebih halus.

Osilasi yang merupakan interval antara simpul cenderung memiliki amplitude yang merata dan ragam frekuensi rendah yang lebih sedikit, yang ditandai dengan kerapatan rentang osilasi sinyal pada daerah tersebut. Hal ini menandakan bahwa cukup banyak ragam frekuensi tinggi yang berhasil dihilangkan pada daerah ini. Selain itu, lokasi simpul-simpul S1 dan S2



(a)



(b)

Gbr. 6 Hasil *hard thresholding*, (a) DWT, (b) DTCWT.

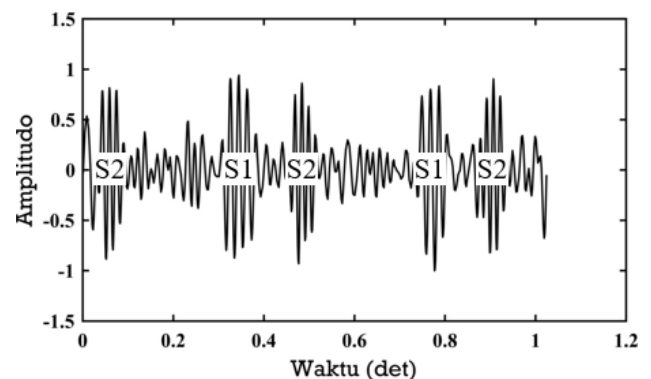
berhasil ditonjolkan bila dibandingkan dengan DWT (ditunjukkan oleh titik-titik berwarna hitam), kecuali memang pada titik kelima yang justru mengalami atenuasi. Namun, secara keseluruhan DTCWT memberikan hasil lebih baik dibandingkan DWT.

E. Hasil Denoising dengan Soft Thresholding

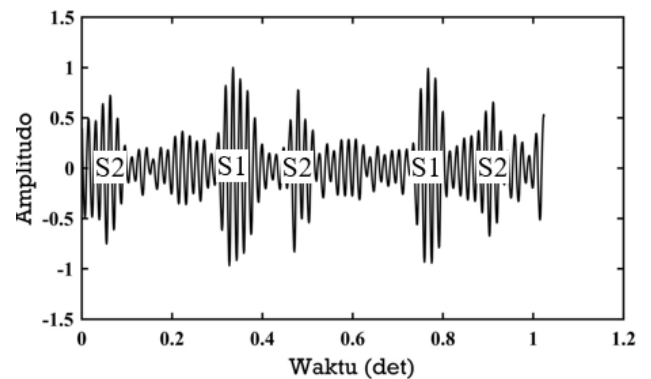
Jika sinyal dikenai *denoising* menggunakan teknik *thresholding* ini, maka hasilnya ditunjukkan oleh Gbr. 7. Berdasarkan Gbr. 7(a) dan Gbr. 7(b), hasil *denoising* tidak jauh berbeda dengan hasil *hard thresholding*. Osilasi DTCWT masih lebih halus dibandingkan DWT dan penekanan letak simpul S1 dan S2 lebih jelas. Hasil ini akan memudahkan dalam menghitung fitur penting sinyal fPCG, seperti *heart rate* yang tergantung pada letak simpul S1 dan S2. Hanya dengan menggunakan metode sederhana saja mungkin sudah dapat melokalisasi letak simpul tersebut dengan akurat.

F. Perbandingan Spektrum Frekuensi

Perbandingan hasil *denoising* antara DWT dan CWT juga dapat diamati dari spektrum frekuensi hasil *denoising* yang ditunjukkan pada Gbr. 8. Kebocoran frekuensi terjadi baik pada hasil DWT maupun DTCWT, tetapi lebih tampak jelas pada DTCWT. Yang menarik adalah spektrum frekuensi pada rentang 0 Hz–100 Hz hasil *denoising* DTCWT lebih halus, yang berarti cukup banyak spektrum frekuensi yang berhasil dihilangkan, sehingga osilasi sinyal lebih halus. Bahkan



(a)



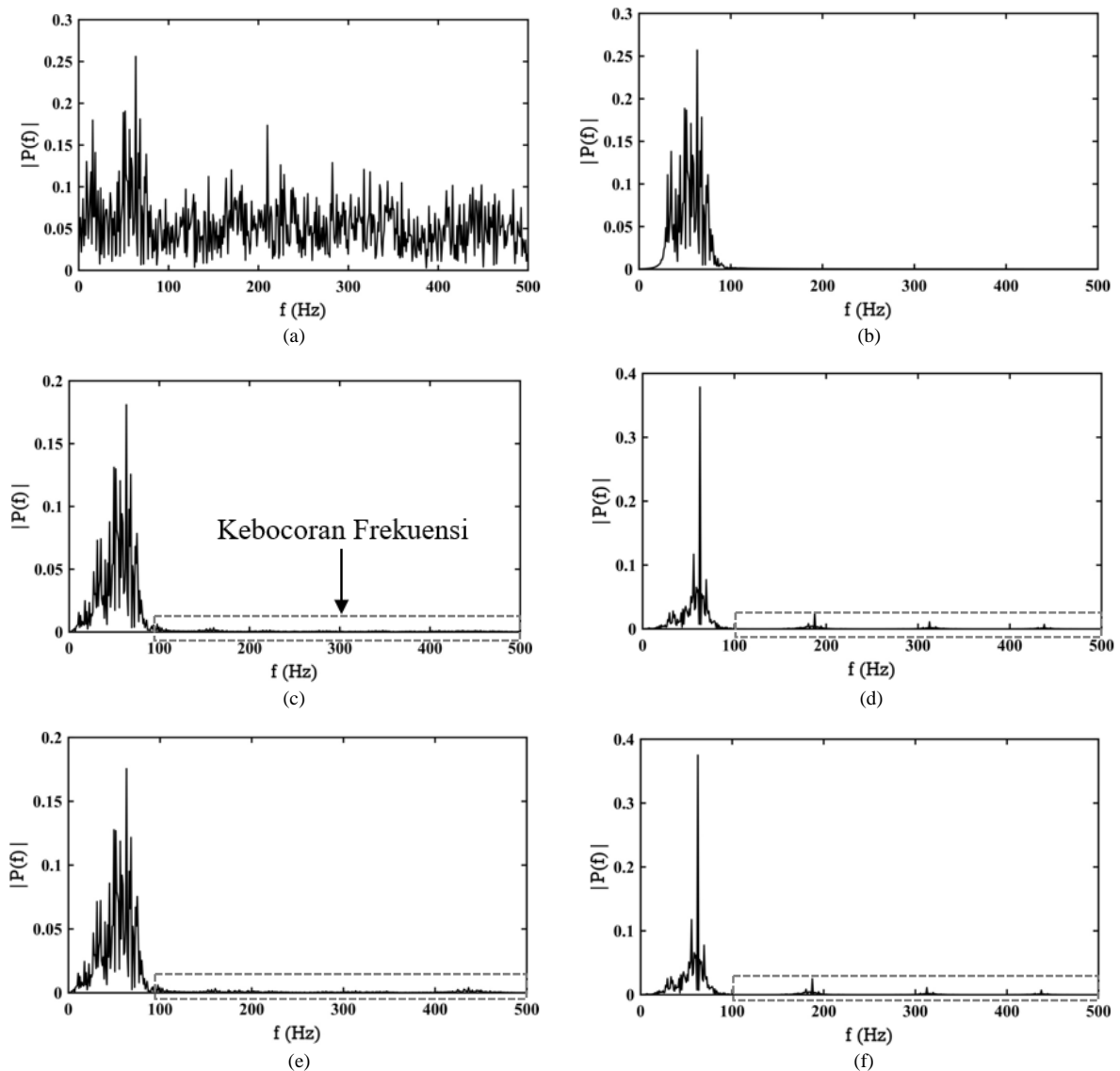
(b)

Gbr. 7 Hasil *soft thresholding*, (a) DWT, (b) DTCWT.

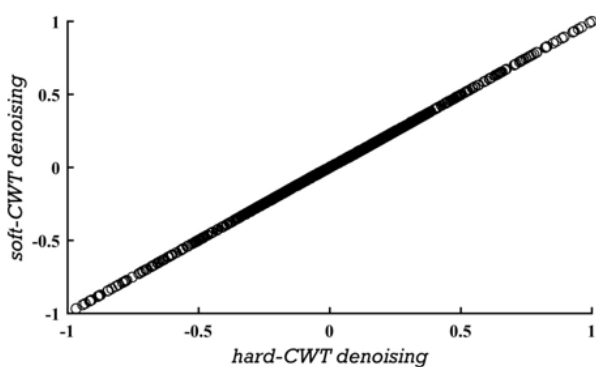
DTCWT mampu menonjolkan komponen frekuensi dominan pada area tersebut, yang bernilai 60 Hz–65 Hz. Walaupun terdapat kebocoran frekuensi pada frekuensi tinggi, tetapi daya spektrumnya tidak terlalu signifikan dibandingkan frekuensi dominan. Daya spektrum hasil *hard* dan *soft thresholding* DWT masih tampak ada perbedaan, tetapi tidak untuk DTCWT. Perbedaan tidak terlalu besar tersebut kemungkinan terjadi karena pengaruh normalisasi pada (6), sehingga nilai koefisien detail menjadi semakin kecil untuk melewati nilai ambang batas. Perbandingan keduanya pada kawasan waktu diperlihatkan oleh Gbr. 9 yang menunjukkan *joint distribution* antara hasil *soft-DTCWT* dan *hard-DTCWT*. Garis linier yang terbentuk sebagai interaksi keduanya menunjukkan bahwa tidak ada perbedaan signifikan antara kedua hasil *denoising* dalam hal fase dan frekuensi. Dengan kata lain, *cross correlation* kedua sinyal sangat tinggi. Oleh karena itu, perbedaan keduanya dapat ditelisik dari parameter energi sinyal menggunakan teorema Parseval. Energi sinyal hasil *denoising* menggunakan *hard* DTCWT adalah 0,4530, sedangkan menggunakan *soft* DTCWT adalah 0,4504.

G. Perbandingan Nilai Signal to Noise Ratio

Perbandingan nilai SNR kedua tipe *wavelet* yang digunakan ditunjukkan oleh Gbr. 10(a) dan Gbr. 10(b) dalam bentuk SNR linearnya. Dapat diamati bahwa baik pada hasil *hard* maupun *soft thresholding*, transformasi DTCWT lebih baik dalam



Gbr. 8 Spektrum frekuensi, (a) sinyal asli, (b) hasil *band pass filter*, (c) hasil *hard thresholding* DWT, (d) hasil *hard thresholding* DTCWT, (e) hasil *soft thresholding* DWT, (f) hasil *soft thresholding* DTCWT.



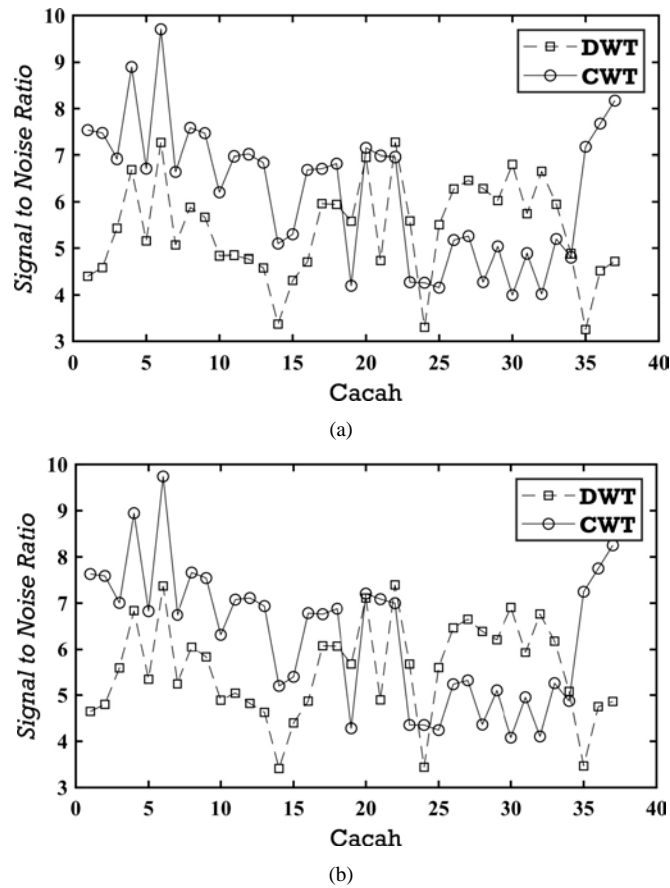
Gbr. 9 *Joint distribution plot* sebagai perbandingan DTCWT *hard* dan *soft thresholding*.

proses *denoising* sinyal fPCG terhadap *dataset simfpcgdb*, karena dari 37 data terdapat 24 sinyal yang memiliki SNR lebih baik dibandingkan DWT. Ini menyimpulkan bahwa DTCWT

memberikan hasil *denoising* sinyal fPCG yang lebih baik dibandingkan DWT.

IV. KESIMPULAN

Perbandingan *denoising* sinyal fPCG menggunakan *dataset simfpcgdb* telah dilakukan dengan menerapkan metode transformasi *wavelet* DWT dan DTCWT. Hasil simulasi menunjukkan bahwa transformasi DTCWT lebih baik dalam hal SNR dibandingkan dengan DWT. Dari 37 sinyal fPCG yang diolah, terdapat 24 sinyal hasil DTCWT yang memiliki SNR lebih baik dibandingkan DWT baik untuk *hard thresholding* maupun *soft thresholding*. Transformasi DTCWT berhasil memberikan bentuk sinyal yang transisi pada osilasi lebih halus. Walaupun masih memiliki kebocoran pada frekuensi tinggi, transformasi DTCWT mampu menonjolkan frekuensi dominan yang ada pada rentang 30 Hz hingga 80 Hz dibandingkan DWT, sehingga kebocoran frekuensi tersebut tidak signifikan.



Gbr. 10 SNR linear DWT dan DTCWT, (a) *hard thresholding*, (b) *soft thresholding*.

Frekuensi dominan berada pada *range* 60 Hz hingga 65 Hz. Penelitian ini menyimpulkan bahwa transformasi *wavelet* DTCWT lebih baik untuk pengolahan sinyal fPCG, khususnya *denoising*, sekaligus menguatkan atas empat kelebihan yang dimilikinya dibandingkan DWT. Penelitian selanjutnya diarahkan untuk mengoptimalkan metode DTCWT agar mampu memberikan nilai SNR lebih baik untuk semua data *simfpcgdb*, sekaligus memberikan hasil *denoising* yang mampu menonjolkan lokasi simpul S1 dan S2 pada sinyal fPCG.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini didukung oleh hibah Penelitian Dosen Pemula (PDP) tahun anggaran 2018–2019 dari Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi (Ristek Dikti) Republik Indonesia.

REFERENSI

[1] S. Vaisman, S.Y. Salem, G. Holcberg, dan A.B. Geva, "Passive Fetal Monitoring by Adaptive Wavelet Denoising Method," *Computer in Biology and Medicine*, Vol. 42, No. 2, hal.171-179, 2012.

[2] V.S. Chourasia dan Anil Kumar Tiwari, "Design Methodology of a New Wavelet Basis Function for Fetal Phonocardiographic Signals," *The Scientific World Journal*, Vol. 2013, hal. 1-12, 2013.

[3] E. Koutsiana, L.J. Hadjileontiadis, I. Chouvarda, dan A.H. Khandoker, "Detecting Fetal Heart Sounds by Means of Fractal Dimension Analysis in the Wavelet Domain," *2017 39th Ann. Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2017, hal. 2201-2204.

[4] P. Varady, L. Wildt, Z. Benyo, dan A. Hein., "An Advanced Method in Fetal Phonocardiography," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol. 71, No. 3, hal. 283-296, 2003.

[5] K.K. Spyridou dan L.J. Hadjileontiadis, "Analysis of Fetal Heart Rate in Healthy and Pathological Pregnancies Using Wavelet-based Feature," *29th Ann. Int. Conf. of the IEEE EMBS*, 2007, hal. 1908-1911.

[6] A. Sbröllini, A. Strazza, M. Caragiuli, C. Mozzoni, S. Tomassini, A. Agostinelli, M. Morettini, S. Fioretti, F. Di Nardo, L. Burattini, "Fetal Phonocardiogram, Denoising Wavelet Transformation: Robustness to Noise," *2017 Computing in Cardiology*, 2017, Vol. 44, hal. 1-4.

[7] A. Strazza, A. Sbröllini, V. di Battista, R. Ricci, L. Trillini, I. Marcantoni, M. Morettini, S. Fioretti, dan L. Burattini, "PCG-Delineator: An Efficient Algorithm for Automatic Heart Sound Detection on Fetal Phonocardiography," *2018 Computing in Cardiology Conference*, 2018, Vol. 45, hal. 1-4.

[8] D. Gradolewski dan G. Redlarski, "Wavelet-based Denoising Method for Real Phonocardiography Signal Recorded by Mobile Devices in Noisy Environment," *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 52, hal. 119-129, 2014.

[9] F. Kovacs, C. Horvath, A. Balogh, dan G. Hosszu., "Extended Noninvasive Fetal Monitoring by Detailed Analysis of Data Measured with Phonocardiography," *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, Vol. 58, No. 1, hal. 64-70, 2011.

[10] R. Jaros, R. Martinek, R. Kahankova, J. Vanus, M. Fajkus, dan J. Nedoma, "Comparison of Fetal Phonocardiogram De-noising by Wavelet Transform and the FIR Filter," *2018 IEEE 20th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom)*, 2018, hal. 1-5.

[11] A.L. Goldberger, L.A.N. Amaral, L. Glass, J.M. Hausdorff, P.Ch. Ivanov, R.G. Mark, J.E. Mietus, G.B. Moody, C-K. Peng, dan H.E. Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New

- Research Resource for Complex Physiologic Signals,” *Circulation*, Vol. 101, No. 23, hal. e215-e220, 2000.
- [12] I. Fuadina, J. Hendry, dan D. Zulherman, “Performance Analysis of Fetal-phonocardiogram Signal Denoising Using the Discrete Wavelet Transform,” *Jurnal Infotel*, Vol. 11, No. 4, 2019.
- [13] (2017) “Physionet wfdb Toolbox”, [Online], <https://physionet.org/physiotools/matlab/wfdb-app-matlab>, tanggal akses: 24-Okt-2019.
- [14] A.K. Mitra, N.K. Choudhary, dan A.S. Zadgaonkar, “Development of an Artificial Womb for Acoustical Simulation of Mother’s Abdomen,” *Int. J. Biomedical Engineering and Technology*, Vol. 1, No. 3, hal. 315-328, 2008.
- [15] M. Ruffo, M. Cesarelli, C. Jin, G. Gargiulo, A. McEwan, C. Sullivan, P. Bifulco, M. Romano, R.W. Shephard, dan A. van Schaik, “Non-Invasive Foetal Monitoring with a Combined ECG-PCG System,” dalam *Biomedical Engineering, Trends in Electronics: Communications and Software*, A.N. Laskovski, Ed. Rijeka, Croatia: InTech, 2011, hal. 347-366.
- [16] H.E. Bassil dan J.H. Dripps, “Real Time Processing and Analysis of Fetal Phonocardiographic Signals,” *Clin. Phys. Physiol. Meas.*, Vol. 10, Suppl. B, hal. 67-74, 1989.
- [17] F. Kovacs, M. Torok, dan I. Habermajer, “A Rule-based Phonocardiographic Method for Long-term Fetal Heart Rate Monitoring,” *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol. 47, No 1, hal. 124-130, Jan. 2000.
- [18] F. Kovács, C. Horváth, Á.T. Balogh, dan G. Hosszú, “Fetal Phonocardiography--Past and Future Possibilities,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol. 104, No. 1, hal. 19-25, Okt. 2011.
- [19] D.L. Donoho dan I.M. Johnstone, “Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage,” *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 90, No. 432, hal. 1200-1224, 1995.
- [20] K.P. Soman, K.I. Ramachandran, dan N.G. Resmi, *Insight into Wavelets: From Theory to Practice*, 3rd ed., Delhi, India: PHI Learning, 2010.
- [21] K. Naveed, B. Shaukat, dan N. ur Rehman, “Dual Tree Complex Wavelet Transform-based Signal Denoising Method Exploiting Neighbourhood Dependencies and Goodness-of-fit Test,” *Royal Society Open Science*, Vol. 5, No. 9, hal. 1-18, Sep. 2018.
- [22] I.W. Selesnick, R.G. Baraniuk, dan N.G. Kingsbury, “The Dual-Tree Complex Wavelet Transform,” *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 22, No. 6, hal. 123-151, Nov. 2005.
- [23] H. Choi, J. Romberg, R.G. Baraniuk, dan N. Kingsbury, “Hidden Markov Tree Modeling of Complex Wavelet Transforms,” *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing (ICASSP)*, 2000, Vol. 1, hal. 133-136.
- [24] (2019) “Dual-Tree Wavelet Transform” [Online], <https://fr.mathworks.com/help/wavelet/examples/dual-tree-wavelet-transforms.html>, tanggal akses: 2-Nov-2019.
- [25] D. Sundararajan, *Discrete Wavelet Transform, A Signal Processing Approach*, Singapore, Singapore: Wiley & Sons Singapore Pte. Ltd., 2015.