

PEREDUKSIAN ADDITIVE WHITE GAUSSIAN NOISE (AWGN) PADA SINYAL DATA MENGGUNAKAN DENOISING KOEFISIEN DARI TRANSFORMASI WAVELET

Riko Arlando Saragih, Aulia Oktafiandi

Jurusan Teknik Elektro Universitas Kristen Maranatha Bandung dan Alumni Jurusan Teknik Elektro Universitas Kristen Maranatha Bandung

riko_saragih@yahoo.com
a5hura@yahoo.com

Abstrak— Keberadaan noise dalam sinyal data tidak dapat dihindarkan. Dalam kondisi ideal level noise dapat dikurangi hingga ke level tertentu sehingga dapat diabaikan dan sinyal data dapat dianggap tidak rusak akibat noise. Dalam proses denoising, wavelet berusaha untuk menghilangkan noise sekaligus menjaga karakteristik sinyal. Ada tiga tahap dalam proses ini, yaitu transformasi wavelet, tahap thresholding, dan inverse transformasi wavelet.

Berdasarkan simulasi dengan menggunakan Hard Thresholding dan SureShrink dengan Empirical Wiener Filter, dapat ditunjukkan bahwa Empirical Wiener Filter menggunakan Hard Thresholding melebihi metode yang lain.

Keywords—Denoising, AWGN, Wavelet Transform, Thresholding

Abstract— Noise presence in real world data signal is inevitable. Under ideal conditions, this noise may decrease to such negligible levels so data obtained might be considered not corrupted by noise. In denoising, wavelet attempts to remove the noise present in the signal while preserving the signal characteristics. It involves three steps, namely forward wavelet transform, thresholding step, and inverse wavelet transform.

Based on simulations by using Hard Thresholding and SureShrink with Empirical Wiener Filter, it was shown that Empirical Wiener Filter using Hard Thresholded outperforms the other simulated methods.

I. PENDAHULUAN

Pereduksian noise sebagai salah satu tahap bagian dari estimasi sinyal telah dipelajari selama beberapa tahun ini dan telah diaplikasi pada berbagai macam bidang seperti kedokteran dan astronomi. Pada hakikatnya pengumpulan data yang akurat sangat vital di setiap cabang ilmu pengetahuan. Akan tetapi dikarenakan adanya kesalahan pada instrumen, perhitungan, serta faktor *human error* telah mengakibatkan data yang diperoleh tidak lagi menggambarkan proses yang telah terjadi sebenarnya secara akurat. Oleh karena itu proses pereduksian noise sebagai bagian sinyal yang tidak diinginkan

dari data yang diperoleh merupakan tahap yang paling penting dalam berbagai metode analisa.

Studi tentang proses pereduksian noise mulai dilakukan pada akhir 1930 dan awal 1940. Sampai saat ini telah banyak metode yang digunakan untuk mereduksi noise dan mengisolasiannya dari sinyal yang diinginkan. Reduksi noise sebagai bagian dari estimasi sinyal secara garis besar dapat dikategorikan sebagai berikut :

1. Estimasi dengan memiliki pengetahuan yang cukup terlebih dahulu terhadap statistik dari noise dan sinyal yang diinginkan.
2. Estimasi tanpa memiliki pengetahuan yang cukup terlebih dahulu terhadap statistik dari noise dan sinyal yang diinginkan.

Contoh dari kategori pertama adalah filter digital dan filter optimal seperti filter Wiener. Akan tetapi pada metode tersebut terjadi penyebaran secara cepat dari noise pada sinyal yang dianalisa. Akibatnya pada metode ini adalah terjadinya loss pada karakteristik sinyal itu sendiri.

Contoh dari kategori kedua adalah denoising dengan menggunakan metode berbasis Wavelet yang telah berkembang pesat sampai saat ini. Ekspansi wavelet cenderung mengumpulkan energi sinyal pada sejumlah kecil koefisien yang memiliki nilai besar. Dengan fitur konsentrasi energi inilah yang membuat wavelet sangat cocok untuk aplikasi estimasi sinyal.

II. DENOISING DENGAN TRANSFORMASI WAVELET DISKRIT (TWD)

Denoising adalah metoda untuk mengestimasi sinyal sebenarnya yang belum diketahui dari sebuah sinyal yang telah terkorupsi oleh noise. (Taswell, 2001) *Wavelet Shrinkage* adalah manipulasi koefisien wavelet untuk pereduksian noise dengan modifikasi koefisien yang bernilai dibawah dari suatu nilai ambang batas (*threshold*) diganti dengan nol sehingga inverse transform dari koefisien yang telah dimodifikasi digunakan untuk mengembalikan sinyal ke keadaan sebelum terkena noise. Jika suatu sinyal mempunyai

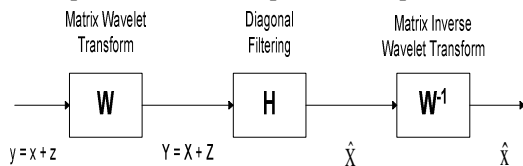
energi yang terkonsentrasi dalam sejumlah kecil koefisien wavelet, maka koefisien – koefisien tersebut akan relatif besar dibandingkan beberapa bagian sinyal dan noise yang mempunyai energi tersebar pada sejumlah besar koefisien.

Oleh karena itu, dengan menerapkan thresholding pada transformasi wavelet sinyal dapat menghilangkan noise atau sinyal yang tidak diinginkan yang cenderung memiliki nilai koefisien kecil dalam domain wavelet dan dengan inverse transformasi wavelet akan diperoleh sinyal yang diinginkan dengan loss yang kecil pada detail atau fitur sinyal tersebut. Pada teknik konvensional seperti pemrosesan sinyal dengan menggunakan Transformasi Fourier, proses reduksi noise dilakukan dengan cara mengatur agar tumpang tindih (overlap) antara sinyal dan noise sesedikit mungkin dalam domain frekuensi dan dengan melakukan pemfilteran linear time-invariant untuk memisahkan keduanya.

Metoda denoising dengan transformasi wavelet sama sekali berbeda dengan metoda konvensional tersebut. Dengan metoda ini komponen frekuensi dapat saling overlap sebanyak mungkin. Idenya adalah mempunyai amplituda, daripada berusaha memisahkan komponen frekuensi yang saling overlap tersebut. Dengan memperhatikan nilai absolut atau amplituda koefisien wavelet tersebut maka proses thresholding dapat dilakukan.

Denoising dengan teknik thresholding pada koefisien wavelet memodifikasi setiap koefisien secara berbeda satu sama lain. Oleh karena itu denoising merupakan proses nonlinear. Thresholding dapat dilakukan secara global dimana suatu nilai threshold diaplikasikan ke semua level skala dari transformasi wavelet, atau setiap level skala memiliki nilai threshold sendiri – sendiri. Thresholding memodifikasi koefisien transformasi wavelet dengan tujuan untuk merekonstruksi replika dari sinyal yang sebenarnya.

Rekonstruksi dari sinyal ditujukan untuk memperoleh estimasi terbaik dari sinyal asli (noise-free). Secara matematis thresholding dapat juga dijelaskan melalui transformasi koefisien wavelet dengan matriks transformasi berupa matriks diagonal dengan elemen 0 atau 1. Elemen yang bernilai 0 memaksa koefisien yang berkoresponden yang mempunyai nilai lebih kecil daripada nilai threshold menjadi nol, sedangkan elemen yang bernilai 1 akan tetap mempertahankan koefisien yang berkoresponden dengan nilai lebih besar daripada threshold. Pereduksian koefisien terhadap suatu nilai threshold dapat diilustrasikan seperti terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Ilustrasi Proses Denoising

Keterangan : $H = \text{diag}(h[0], h[1], \dots, h[N-1])$ dengan $h_i = \{0, 1\}$, $i = 0, \dots, N-1$.

sinyal data dengan tujuan memperoleh sinyal asli yang bebas dari noise (recovering true signal), model dasar yang digunakan adalah : (Bakhtazad, 1999; Donoho, 1995)

$$y[n] = x[n] + z[n] \quad (1)$$

Dengan $x[n]$ adalah sinyal yang diinginkan (true signal) dan ingin diperoleh dari sinyal yang telah terkorupsi oleh noise $y[n]$. Sementara itu, $z[n]$ adalah additive white noise. Anggap x , y , dan z adalah vektor kolom yang berukuran $N \times 1$ yang berisi sampel dari $x[n]$, $y[n]$, dan $z[n]$.

Dengan menggunakan matriks transformasi wavelet diskrit W yang berukuran $N \times N$ jika dilakukan perkalian kiri W dengan persamaan (1), maka dalam domain wavelet akan diperoleh :

$$Y = X + Z \quad (2)$$

dengan $X = Wx$, $Y = Wy$ dan $Z = Wz$. Kemudian dilakukan estimasi koefisien wavelet X dari sinyal data yang telah terkena noise y . Metode yang umum digunakan dalam domain wavelet adalah dengan memodifikasi nilai Y yang kecil menjadi nol (yaitu bagian sinyal yang tidak diinginkan atau noise) dan tidak mengubah nilai Y yang besar (yaitu bagian sinyal yang diinginkan).

Dalam domain wavelet proses thresholding dapat dilihat sebagai filter matriks diagonal dengan representasi filter sebagai berikut :

$$H = \text{diag}\{h[0], h[1], \dots, h[N-1]\} \quad (3)$$

Kemudian estimasi dari data yang bebas dari noise dapat diperoleh dengan

$$\hat{X} = W^{-1}HWy \quad (4)$$

Estimasi dari sinyal data yang bebas dari noise dapat dilakukan dengan tiga tahap berikut:

1. Hitung transformasi wavelet diskrit $Y = Wy$.
2. Lakukan thresholding pada koefisien Y agar diperoleh \hat{X} .
3. Transformasi balik wavelet diskrit agar diperoleh estimasi sinyal $\hat{x} = W^{-1}\hat{X}$.

Thresholding dilakukan pada setiap komponen koefisien detail $\{d_j, k: j=0, \dots, J-1; k=0, 1, \dots, 2^j-1\}$ dari transformasi wavelet diskrit. Terdapat dua pendekatan thresholding yang digunakan untuk proses denoising :

1. Hard Thresholding. Pada Hard Thresholding hanya koefisien – koefisien dengan nilai absolut di bawah nilai threshold yang terpengaruh dan koefisien tersebut diganti dengan nol sedangkan lainnya tetap.
2. Soft Thresholding. Soft Thresholding adalah pengembangan dari Hard Thresholding. Pada Soft Thresholding semua koefisien mengalami proses modifikasi. Koefisien dengan nilai absolut di atas nilai threshold akan dikurangi nilainya sedangkan koefisien lainnya akan dibuat nol.

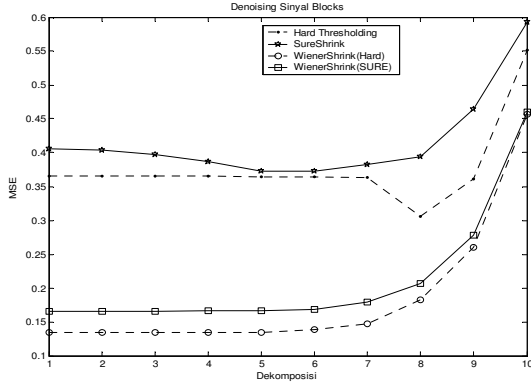
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap awal dari simulasi adalah membuat suatu sinyal referensi yang masih bebas dari noise. Sinyal yang digunakan adalah sinyal-sinyal artifisial, yaitu *Blocks*, *Bumps*, *HeaviSine*, dan *Doppler*. Kemudian sinyal – sinyal tersebut diskalakan dengan menggunakan rumus :

$$x_2 = x_1 * \left(\frac{\alpha}{\sigma_{x1}} \right) \quad (5)$$

Dengan x_1 sebagai sinyal artifisial sebelum diskala dan σ_{x1} adalah nilai standar deviasi x_1 . Nilai α sebagai faktor penskalaan dipilih 7 sehingga sinyal hasil penskalaan x_2 diperoleh dan digunakan sebagai sinyal input.

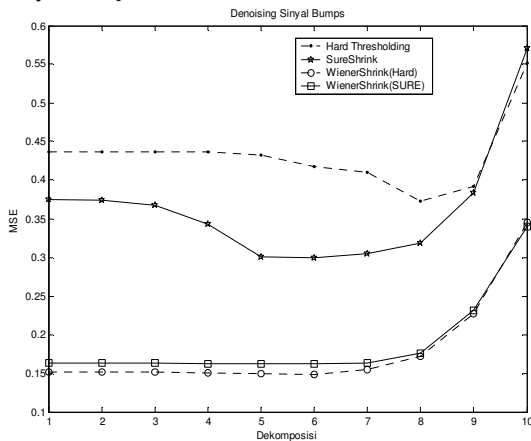
Gambar 2 memperlihatkan grafik MSE hasil denoising pada sinyal *Blocks*.



Gambar 2. Grafik MSE Hasil Denoising pada Sinyal Blocks

Denoising sinyal *Blocks* dengan metoda Hard Thresholding mencapai MSE terkecil sebesar 0,3063 dan diperoleh pada dekomposisi ke-8. Sedangkan dengan metoda SureShrink MSE terkecil sebesar 0.3726 diperoleh pada dekomposisi ke-6. Empirical Wiener Filter berbasis Hard Thresholding / WienerShrink (Hard) mencapai MSE terkecil dari ketiga metoda yang digunakan sebesar 0,1344 pada dekomposisi ke-3. Sedangkan Empirical Wiener Filter berbasis SureShrink/WienerShrink (SURE) hanya mampu mencapai MSE terkecil sebesar 0,1657 pada dekomposisi ke-3.

Gambar 3 memperlihatkan grafik MSE hasil denoising pada sinyal *Bumps*.

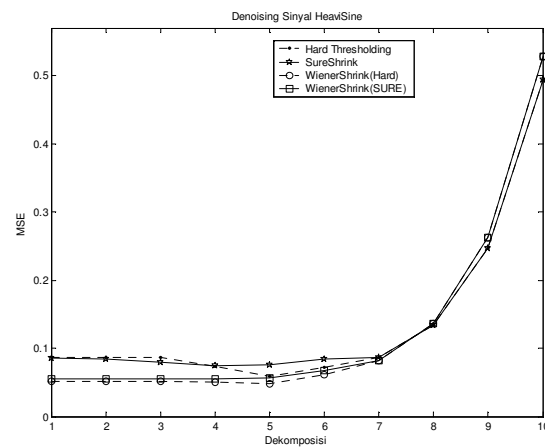


Gambar 3. Grafik MSE Hasil Denoising pada Sinyal Bumps

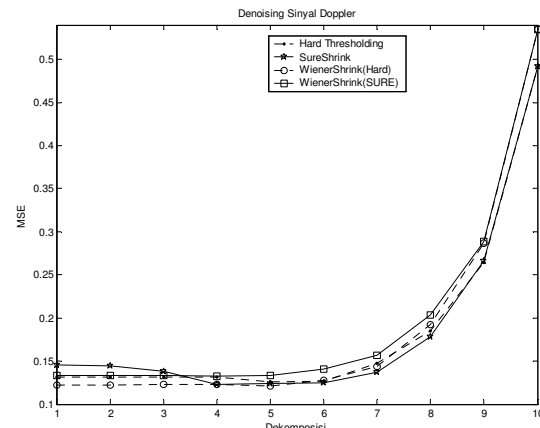
Pada sinyal *Bumps*, metoda Hard Thresholding mampu mencapai MSE terkecil sebesar 0,3728 pada dekomposisi ke-8. Sedangkan metoda SureShrink mampu mencapai MSE terkecil sebesar 0,2994 pada dekomposisi ke-6. Empirical

Wiener Filter berbasis Hard Thresholding / WienerShrink (Hard) mencapai MSE terkecil dibanding ketiga metoda lainnya sebesar 0,1482 pada dekomposisi ke-6. Di lain pihak Empirical Wiener Filter berbasis SureShrink/WienerShrink (SURE) hanya mampu mencapai MSE terkecil sebesar 0,1617 pada dekomposisi ke-6.

Sedangkan untuk denoising pada sinyal *HeaviSine*, metoda Hard Thresholding mampu mencapai MSE terkecil sebesar 0,0584 pada dekomposisi ke-5. Sedangkan metoda SureShrink hanya mampu mencapai MSE terkecil sebesar 0,0746 pada dekomposisi ke-4. Empirical Wiener Filter berbasis Hard Thresholding/WienerShrink (Hard) mencapai MSE terkecil dibanding ketiga metoda lainnya sebesar 0,0474 pada dekomposisi ke-5. Sedangkan Empirical Wiener Filter berbasis SureShrink/WienerShrink (SURE) hanya mampu mencapai MSE terkecil sebesar 0,0555 pada dekomposisi ke-4. Gambar 4 memperlihatkan grafik MSE hasil denoising pada sinyal *HeaviSine*.



Gambar 4. Grafik MSE Hasil Denoising pada Sinyal HeaviSine



Gambar 5. Grafik MSE Hasil Denoising pada Sinyal Doppler

Gambar 5 memperlihatkan grafik MSE hasil denoising pada sinyal *Doppler*. Pada sinyal *Doppler*, metoda Hard Thresholding mampu mencapai MSE terkecil sebesar 0,1254 pada dekomposisi ke-5. Sedangkan metoda SureShrink mampu mencapai MSE terkecil sebesar 0,1228 pada

dekomposisi ke-4. Empirical Wiener Filter berbasis Hard Thresholding / WienerShrink (Hard) mencapai MSE terkecil dibanding ketiga metoda lainnya sebesar 0,1211 pada dekomposisi ke-5. Sedangkan Empirical Wiener Filter berbasis SureShrink/WienerShrink (SURE) hanya mampu mencapai 0,1324 pada dekomposisi ke-4.

Dalam simulasi ini nilai MSE menjadi parameter analisa hasil denoising. Dalam simulasi ini nilai MSE yang kecil menunjukkan nilai kesalahan yang kecil dari suatu sinyal hasil denoising untuk menyerupai sinyal asal (sinyal referensi) yang tidak memiliki noise. Dari keempat grafik yang telah diplot tampak faktor dekomposisi juga mengambil peranan penting selain nilai threshold yang diperoleh dari berbagai kriteria (Universal Threshold atau SURE). Hal tersebut dapat diartikan bahwa pada level dekomposisi tertentu suatu white noise akan memiliki nilai koefisien yang sangat kecil dan dapat dianggap nol, sehingga jika dilakukan thresholding malah akan merusak komponen frekuensi rendah yang hadir sebagai 'identitas' suatu sinyal itu sendiri dan mengakibatkan terjadinya kesalahan yang lebih besar (nilai MSE menjadi lebih besar).

Untuk denoising yang berbasis thresholding, metoda SureShrink (Soft Threshold dengan pemilihan nilai threshold menurut kriteria SURE) yang bersifat adaptif tampak sangat cocok untuk kondisi sinyal yang memiliki lompatan seperti pada sinyal Bumps dan sinyal nonstasioner seperti sinyal Doppler. Hard Thresholding yang menggunakan nilai threshold menurut kriteria Universal Threshold tampak lebih unggul dari metoda SureShrink untuk sinyal yang memiliki banyak tepi (edge) seperti pada sinyal Blocks dan diskontinuitas seperti pada sinyal HeaviSine. Hal tersebut dapat disebabkan dari sifat alami dari proses Hard Threshold yang menjaga tepi dari suatu sinyal.

Wiener Filter adalah filter optimal dalam kategori MSE. Dengan melakukan pemfilteran dalam domain wavelet melalui metoda Empirical Wiener Filter (Wiener Filter yang dibangkitkan dengan menggunakan sinyal hasil thresholding sebagai estimasi sinyal tanpa noise), maka dapat diperoleh perbaikan (improvement) MSE yang terlihat cukup signifikan pada sinyal Blocks dan Bumps. Sedangkan pada sinyal HeaviSine dan Doppler perbaikan MSE yang diperoleh tidak terlalu signifikan. Dalam simulasi ini Empirical Wiener Filter yang berbasis Hard Thresholding / WienerShrink (Hard) tampak lebih unggul dari metoda lainnya. Tampaknya teori

yang mendukung unggulnya metoda ini berasal dari proses Hard Thresholding yang hanya memodifikasi koefisien yang berada dibawah nilai threshold sehingga dapat menghasilkan nilai estimasi yang lebih baik untuk membangkitkan Wiener Filter dalam domain wavelet.

IV. KESIMPULAN

1. Denoising pada koefisien hasil transformasi wavelet dapat dilakukan dengan memanfaatkan sifat transformasi wavelet yang melokalisasi sinyal pada berbagai band frekuensi dan sifat koefisien hasil transformasi wavelet yang cenderung mengumpul di beberapa tempat dengan amplituda yang tinggi.
2. Dengan memanfaatkan sifat – sifat tersebut, thresholding pada domain wavelet dapat mereduksi noise pada sinyal data dengan loss yang kecil pada detail atau fitur sinyal tersebut.
3. Thresholding dengan aturan Hard Threshold maupun Soft Threshold masing-masing memiliki kelebihan, dengan menggunakan Hard Threshold tepi (*edge*) dari suatu sinyal dapat dijaga, tetapi terkadang masih menyisakan banyak noise sedangkan dengan menggunakan Soft Threshold sinyal akan tampak lebih halus, tetapi hasil thresholding tersebut tidak menjaga tepi dari suatu sinyal.
4. Dari hasil simulasi metoda Empirical Wiener Filter berbasis Hard Thresholding / WienerShrink (Hard) mampu memberikan perbaikan MSE yang lebih baik dibanding metoda yang dicoba lainnya.

Untuk penelitian selanjutnya, diperlukan penggunaan aturan thresholding yang lebih baik dan metoda pemilihan nilai threshold yang tepat agar proses denoising mampu mengeliminasi semua noise tanpa merusak fitur sinyal.

REFERENSI

- [1] [1] Bakhtazad, A., A., Palazoglu, dan J. A., Romagnoli, Process Data Denoising Using Wavelet Transform, Intelligent Data Analysis 3 pages 267-285, 1999.
- [2] [2] Donoho, D. L., dan Iain M., Johnstone, Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage, Journal of the American Statistical Association, 90(432):1200–1224, 1995.
- [3] [3] Taswell, Carl, The What, How, and Why of Wavelet Shrinkage Denoising, IEEE Computing in Science and Engineering, 2(3):12-19, 2000.