

DENOISING PADA CITRA MENGGUNAKAN TRANSFORMASI WAVELET

Christa E. Bire¹, Bambang Cahyono²

¹Magister Teknik Informatika, Universitas Atma Jaya Yogyakarta
E-mail : ¹christa.eren@gmail.com, ²bambang_cahyono@ymail.com

ABSTRAK

Pengolahan citra digital merupakan salah satu elemen penting dalam analisis citra. Salah satu permasalahan yang dihadapi pada pengolahan citra adalah adanya noise. Intensitas noise yang tinggi maupun rendah bisa menurunkan kualitas citra dan menyebabkan hilangnya beberapa detail informasi citra. Paper ini membahas tentang denoising pada citra menggunakan beberapa keluarga wavelet. Citra diberi noise Gaussian kemudian dilakukan proses denoising pada citra dengan threshold VisuShrink, SureShrink, dan BayesShrink. Kualitas citra terdistorsi diuji menggunakan beberapa teknik penilaian kualitas citra yaitu MSE, PSNR dan MSSIM.

Kata kunci : Denoising, Transformasi Wavelet, Thresholding, MSE, PSNR, MSSIM

1. Pendahuluan

Pengolahan citra digital merupakan salah satu elemen penting dalam analisis citra. Salah satu permasalahan yang dihadapi pada pengolahan citra adalah adanya noise. Noise selalu muncul dalam proses pengiriman informasi pada setiap sistem komunikasi. Hal ini mengakibatkan informasi yang diterima sering mengalami gangguan sehingga hasilnya tidak sesuai dengan yang diharapkan [3]. Noise menyebabkan sebuah nilai intensitas piksel tidak mencerminkan nilai intensitas piksel yang sebenarnya. Berdasarkan bentuk dan karakteristiknya, noise pada citra dibedakan menjadi beberapa macam yaitu Gaussian, Speckle, dan Salt & Pepper. Intensitas noise yang tinggi maupun rendah bisa menurunkan kualitas citra dan menyebabkan hilangnya beberapa detail informasi citra.

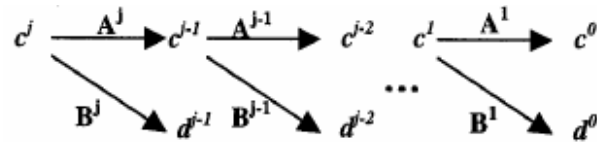
Oleh karena itu, diperlukan suatu proses pereduksi noise (denoising). Denoising mempunyai peran penting dalam bidang image pre-processing. Proses ini sangat diperlukan sebelum data citra dianalisis. Pentingnya denoising ini bertujuan untuk memperoleh hasil citra yang lebih akurat dan mendekati aslinya. Denoising menghapus noise yang terdapat pada citra dan mempertahankan informasi yang penting. Denoising citra dapat dilakukan dengan berbagai macam metode, misalnya dengan proses filtering, analisa wavelet, dan analisa multifractal. Namun pada jurnal ini citra ditransformasi dalam domain wavelet. Pada domain wavelet, citra akan dibagi berdasarkan frekuensi rendah dan tinggi, sehingga akan menghasilkan pemilihan arah yang baik. Dalam domain wavelet, noise secara seragam menyebar ke seluruh koefisien, sedangkan sebagian besar informasi gambar terkonsentrasi dalam beberapa koefisien terbesar. Cara yang paling mudah membedakan informasi dari noise dalam domain wavelet yaitu thresholding koefisien wavelet [8].

2. Transformasi Wavelet

Teori wavelet adalah suatu konsep yang relatif baru dikembangkan. Kata wavelet sendiri diberikan oleh Jean Morlet dan Alex Grossmann diawal tahun 1980-an, dan berasal dari bahasa Prancis, ondelette yang berarti gelombang kecil. Kata onde yang berarti gelombang kemudian diterjemahkan ke bahasa Inggris menjadi wave, lalu digabung dengan kata aslinya sehingga terbentuk kata baru wavelet. Transformasi wavelet merupakan uraian dari suatu sinyal atau citra menggunakan fungsi wavelet. Salah satu alasan mengapa transformasi wavelet menjadi begitu penting dalam berbagai bidang adalah karena sifat-sifat berikut:

- Waktu kompleksitasnya bersifat linear. Transformasi wavelet dapat dilakukan dengan sempurna dengan waktu yang bersifat linear.
- Koefisien-koefisien wavelet yang terpilih bersifat jarang. Secara praktis, koefisien-koefisien wavelet kebanyakan bernilai kecil atau nol. Kondisi ini sangat memberikan keuntungan terutama dalam bidang kompresi atau pemampatan data.
- Wavelet dapat beradaptasi pada berbagai jenis fungsi, seperti fungsi yang tidak kontinu, dan fungsi yang didefinisikan pada domain yang dibatasi [14].

Transformasi wavelet memiliki dua seri dalam pengembangannya yaitu Continuous Wavelet Transform (CWT) dan Discrete Wavelet Transform (DWT). Semua fungsi yang digunakan dalam transformasi CWT dan DWT diturunkan dari mother wavelet melalui translasi atau pergeseran dan penskalaan atau kompresi. Proses transformasi wavelet dilakukan dengan mengkonvolusi sinyal dengan data tapis atau dengan proses perata-rataan dan pengurangan secara berulang, yang sering disebut dengan metode filter bank [11].



Gambar 1. Transformasi Wavelet dengan Metode Filter Bank [11]

Transformasi wavelet memiliki prinsip dasar membagi data menjadi komponen-komponen frekuensi yang berbeda. Proses ini dinamakan dekomposisi. Proses transformasi sinyal menjadi koefisien-koefisien wavelet diperoleh dengan filtering menggunakan highpass filter dan lowpass filter yang kemudian di downsampling. Operasi downsampling adalah operasi untuk mengurangi sampel sinyal menjadi setengahnya dan tetap mempertahankan periodanya. Downsampling dapat dilakukan dengan cara menghilangkan titik-titik yang bernomor ganjil dan hanya akan mengambil sampel-sampel yang berindeks genap. Sedangkan untuk menggabungkan koefisien-koefisien wavelet dinamakan rekonstruksi. Proses ini merupakan kebalikan dari proses dekomposisi [7].

2.1 Wavelet Denoising

Wavelet denoising bertujuan untuk menghapus noise pada sinyal sambil menjaga karakteristik sinyal, terlepas dari isi frekuensi. Semua filter wavelet menggunakan wavelet operasi thresholding untuk denoising [1], [4], [6], [9]. Speckle adalah komponen citra dengan frekuensi tinggi dan muncul dalam koefisien wavelet. Salah satu metode yang sering digunakan untuk reduksi speckle adalah prosedur thresholding wavelet. Prosedur dasar untuk semua metode thresholding adalah sebagai berikut:

- Hitung DWT gambar.
- Melakukan thresholding pada koefisien wavelet.
- Hitung IDWT untuk mendapatkan perkiraan denoised.

Sebelum melakukan denoising, citra bernoise dilakukan dekomposisi melalui proses DWT (discrete wavelet transform). Data dua dimensi diganti dengan empat blok yang bersesuaian dengan subband yang mewakili low pass filtering dan high pass filtering di setiap arah. Prosedur untuk dekomposisi wavelet terdiri dari operasi berturut-turut pada baris dan kolom citra. Pertama, dilakukan transformasi pada semua baris yang menghasilkan matriks, dimana sisi kiri berisi koefisien low pass down sample dari setiap baris, dan sisi kanan berisi koefisien high pass. Kemudian dekomposisi diterapkan untuk semua kolom. Dari proses DWT, akan didapatkan koefisien-koefisien wavelet berupa subband LL, subband LH, subband HL, dan subband HH.

LL2	HL2	HL1
LH2	HH2	
LH1		HH1

Gambar 2. Dekomposisi citra level 2 menggunakan DWT [13].

Dari subband LL, LH, HL, dan HH, yang dilakukan proses denoising adalah subband LH, HL, dan HH, yaitu disebut sebagai koefisien detail. Sedangkan subband LL disebut sebagai koefisien aproksimasi dan akan diproses untuk level selanjutnya jika ada. Proses denoising merupakan proses thresholding, sehingga proses ini hanya dilakukan untuk koefisien detail saja. Ada dua fungsi thresholding yang sering digunakan, yaitu hard-thresholding, dan soft-thresholding. Fungsi hard-thresholding digambarkan sebagai: $\eta_1(w) = wI(|w| > T)$, dimana w adalah koefisien wavelet, T adalah threshold. Fungsi soft-thresholding digambarkan sebagai: $\eta_2(w) = (w - \text{sgn}(w)T)I(|w| > T)$, dimana $\text{sgn}(x)$ adalah fungsi tanda x . Aturan soft-thresholding lebih dipilih dibanding hard-thresholding [13]. Setelah di denoising, koefisien detail dilakukan rekonstruksi melalui proses IDWT (inverse discrete wavelet transform). Rekonstruksi dilakukan untuk menggabungkan semua subband, hasil dari rekonstruksi berupa citra yang telah terdenoising.

2.2 Teknik Thresholding

Tiga teknik soft thresholding yang paling umum adalah VisuShrink, SureShrink, dan BayesShrink.

- VisuShrink
VisuShrink merupakan teknik thresholding dengan menerapkan global threshold. VisuShrink dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$= \overline{(\log)} \tag{18}$$

Dimana adalah variance noise dan M adalah jumlah piksel pada citra.

- SureShrink

SureShrink adalah thresholding dengan menggunakan threshold subband adaptif, yang berdasarkan pada Stein's Unbiased Estimator for Risk (SURE), sebuah metode untuk memperkirakan kehilangan dengan cara tidak bias.

Berdasarkan koefisien wavelet dalam subband adalah $\{ : = 1, \dots, \}$, dan untuk perkiraan soft threshold adalah $= (X)$, maka diperoleh:

$$(:) = -2\#\{ : | \leq \} + \Sigma (| |,) \tag{18}$$

SureShrink yang meminimumkan SURE (t:X) adalah:

$$= (:) \tag{18}$$

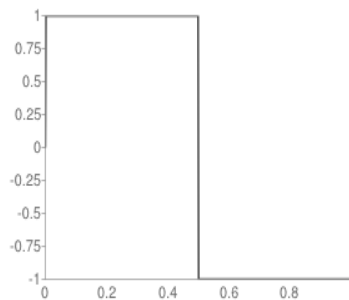
- BayesShrink

BayesShrink merupakan threshold data-driven adaptif untuk denoising citra dengan wavelet soft thresholding. Diasumsikan bahwa Generalized Gaussian Distribution (GGD) untuk koefisien wavelet di setiap subband, kemudian dicari threshold T yang dapat meminimalkan risiko Bayesian [18].

2.3 Tipe Wavelet

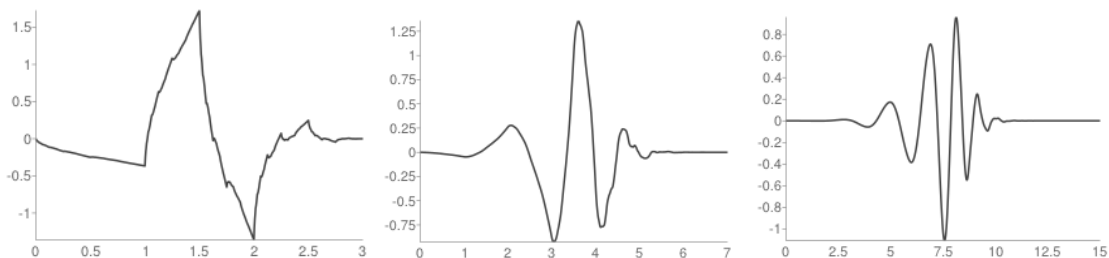
Tipe-tipe wavelet terdiri dari Haar, Daubechies, Biorthogonal, Coiflets, Symlets, Morlet, Mexican Hat, Meyer [12]. Fungsi wavelet yang kita digunakan adalah Haar, Debauchies 2, Debauchies 4, Debauchies 8, Biorthogonal 2.2, Biorthogonal 3.7, dan Biorthogonal 6.8. Wavelet Haar dipilih karena alasan wavelet yang paling sederhana. Debauchies dipilih karena sifatnya yang compact support dan orthonormality, sedangkan wavelet Biorthogonal dipilih karena sifat *exact reconstruction*-nya. Berikut adalah gambar jenis-jenis wavelet yang digunakan dalam proses denoising image ini:

2.3.1 Transformasi Wavelet Haar



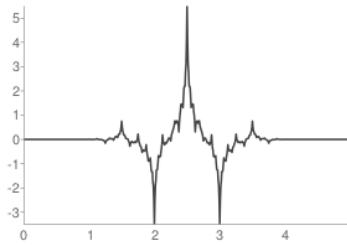
Gambar 3. Transformasi Wavelet Haar [16]

2.3.2 Transformasi Wavelet Debauchies

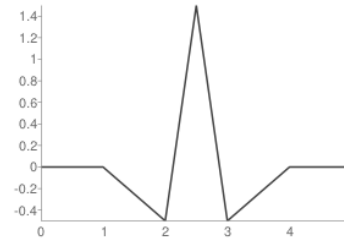


Gambar 4. Wavelet Db2 [16] Gambar 5. Wavelet Db4 [16] Gambar 6. Wavelet Db8 [16]

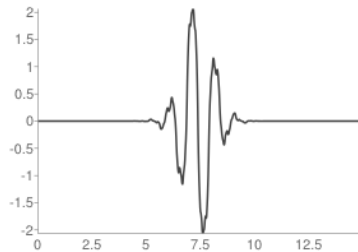
2.3.3 Transformasi Wavelet Biorthogonal



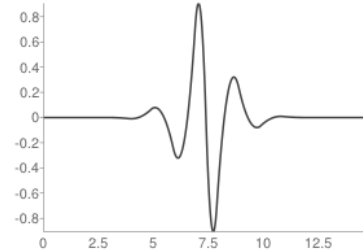
Gambar 7. Dekomposisi Bior2.2 [16]



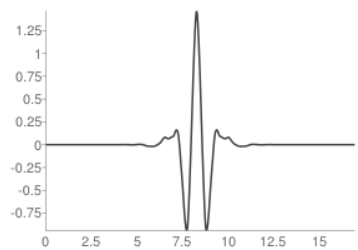
Gambar 8. Rekonstruksi Bior2.2 [16]



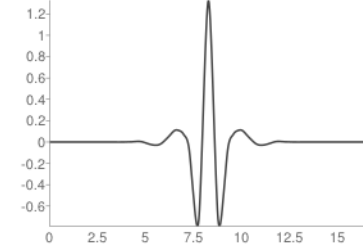
Gambar 9. Dekomposisi Bior3.7 [16]



Gambar 10. Rekonstruksi Bior3.7 [16]



Gambar 11. Dekomposisi Bior6.8 [16]



Gambar 12. Rekonstruksi Bior6.8 [16]

3. Teknik penilaian kualitas citra

Secara tradisional, kualitas citra telah dievaluasi oleh manusia dengan metode subyektif. Sejumlah pengamat dipilih dengan menguji kemampuan visual mereka, kemudian ditunjukkan serangkaian tes citra pada layar dan diminta menilai kualitas citra tersebut. Evaluasi subyektif ini dapat diandalkan namun biasanya sangat merepotkan, membutuhkan waktu yang lama dan mahal, sehingga terdapat model komputasi yang secara otomatis dapat memprediksi kualitas citra [10]. Beberapa teknik yang digunakan untuk menilai kualitas citra adalah:

3.1 Mean Square Error (MSE)

Pengukuran kualitas citra yang paling sederhana adalah Mean Square Error (MSE). MSE merepresentasikan kekuatan noise atau perbedaan antara citra asli dan citra bernoise [2]. Nilai yang besar untuk MSE berarti citra tersebut berkualitas buruk. MSE didefinisikan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (x(m,n) - \hat{x}(m,n))^2. \quad (15)$$

$X(m,n)$ merupakan citra asli sedangkan $\hat{x}(m,n)$ merupakan citra terdistorsi. M dan N merupakan jumlah piksel baris dan kolom masing-masing citra.

3.2 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

PSNR merupakan rasio antara kekuatan maksimum sinyal dan kekuatan noise, dan biasanya dinyatakan dalam bentuk desibel logaritmik [2]. PSNR didefinisikan sebagai berikut:

$$PSNR = \left[10 \log \frac{255^2}{MSE} \right]. \quad (15)$$

3.3 Structural Similarity Index (SSIM)

Proses denoising juga merupakan proses perubahan struktural. SSIM merupakan metode alternatif yang dapat menentukan kualitas citra bernoise berdasarkan pertimbangan struktural [5]. SSIM dihitung berdasarkan perbandingan luminance, contrast, dan structure. SSIM digunakan untuk mengukur kesamaan antara dua citra dimana citra bernoise dibandingkan dengan citra asli. Perhitungan ini memberikan hasil diantara 0 dan 1, dimana jika nilainya 1 maka kualitas citra baik, dan jika nilainya 0 maka kualitas citra buruk. Rumus SSIM dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$SSIM = \frac{(2 \times \bar{x} \times \bar{y} + C1)(2 \times \sigma_{xy} + C2)}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C2) \times ((\bar{x})^2 + (\bar{y})^2 + C1)}. \quad (10)$$

Dimana C1 dan C2 merupakan konstanta, sedangkan $\bar{x}, \bar{y}, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_{xy}$ adalah:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i. \quad (10)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i. \quad (10)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2. \quad (10)$$

$$\sigma_y^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2. \quad (10)$$

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}). \quad (10)$$

4. Hasil Pengujian

Untuk melihat kinerja setiap tipe wavelet serta thresholding yang digunakan dalam paper ini, percobaan dilakukan menggunakan dua buah citra grayscale. Tabel-tabel dibawah ini akan menunjukkan penilaian kualitas masing-masing citra yang diberi noise Gaussian. Proses denoising menggunakan wavelet Haar, Debauchies 2, Debauchies 4, Debauchies 8, Biorthogonal 2.2, Biorthogonal 3.7, dan Biorthogonal 6.8., sedangkan penilaian dilakukan menggunakan MSE, PSNR, dan SSIM. Selain itu juga diujikan menggunakan 3 jenis thresholding, yaitu VisuShrink, SureShrink, dan BayesShrink. Denoising dilakukan pada level 3, serta diberi variance yang sama.

4.1. VisuShrink

4.1.1 Citra Lena

4.2. Tabel 1. Tabel pengujian citra lena.bmp

Noise/ Wavelet	MSE			PSNR			MSSIM		
	Visu Shrink	Sure Shrink	Bayes Shrink	Visu Shrink	Sure Shrink	Bayes Shrink	Visu Shrink	Sure Shrink	Bayes Shrink
Haar	217.1184	124.5763	69.6190	24.7638	27.1764	29.7035	0.4628	0.5820	0.7770
Db2	214.3930	120.2738	56.8662	24.8187	27.3291	30.5823	0.4652	0.5886	0.8104
Db 4	214.4609	119.4467	52.2792	24.8173	27.3591	30.9475	0.4653	0.5891	0.8186
Db 8	214.0830	119.7184	51.1305	24.8250	27.3492	31.0440	0.4651	0.5871	0.8248
Bior 2.2	215.0614	119.3540	94.0279	24.8052	27.3624	28.3982	0.4651	0.5899	0.6471
Bior 3.7	219.5861	125.0430	126.4401	24.7148	27.1602	27.1120	0.4610	0.5807	0.5786
Bior 6.8	214.3420	118.3396	51.9599	24.8197	27.3995	30.9741	0.4651	0.5910	0.8064

4.1.1 Citra Boat

4.3. Tabel 2. Tabel pengujian citra boat.bmp

Noise/ Wavelet	MSE			PSNR			MSSIM		
	Visu Shrink	Sure Shrink	Bayes Shrink	Visu Shrink	Sure Shrink	Bayes Shrink	Visu Shrink	Sure Shrink	Bayes Shrink
Haar	215.6632	127.5025	82.1209	24.7930	27.0756	28.9863	0.5119	0.6186	0.7724
Db2	216.1023	125.3028	72.8309	24.7842	27.1512	29.5076	0.5115	0.6205	0.7954
Db 4	214.9703	123.8501	68.0701	24.8070	27.2018	29.8012	0.5123	0.6220	0.7948
Db 8	214.9526	123.5841	66.7162	24.8074	27.2112	29.8885	0.5126	0.6209	0.8034
Bior 2.2	214.9657	123.5863	100.4605	24.8071	27.2111	28.1109	0.5133	0.6223	0.6705
Bior 3.7	217.8385	125.8161	130.2301	24.7495	27.1334	26.9837	0.5100	0.6191	0.6117
Bior 6.8	215.1855	122.2401	67.8297	24.8027	27.2587	29.8166	0.5125	0.6241	0.7850

5. Kesimpulan

Pada proses pengujian, denoising pada citra diuji pada dua buah citra grayscale. Citra yang digunakan adalah Lena.bmp dan Boat.bmp. Masing-masing citra diberi noise berupa Gaussian agar citra yang dijadikan sample tersebut menjadi citra bernoise. Setelah itu dilakukan proses denoising pada masing-masing citra menggunakan beberapa keluarga wavelet. Jenis wavelet yang digunakan dalam pengujian ini adalah Haar, Debauchies 2, Debauchies 4, Debauchies 8, Biorthogonal 2.2, Biorthogonal 3.7, dan Biorthogonal 6.8. Proses ini dimulai dengan menghitung DWT citra, melakukan thresholding pada koefisien wavelet, kemudian menghitung IDWT untuk mendapatkan perkiraan denoised. Berdasarkan data yang diperoleh, dengan menghitung MSE, PSNR, dan MSSIM, terlihat bahwa denoising pada citra menggunakan transformasi wavelet memberikan hasil yang baik terutama pada jenis wavelet biorthogonal 6.8. Kemudian dari segi thresholding dengan mengujikan kedua citra dengan menggunakan VisuShrink, SureShrink, dan BayesShrink, BayesShrink menunjukkan kualitas yang terbaik.

Daftar Pustaka

- [1] Dhiman, Rohtash, dan Sandeep Kumar, 2011, *An Improved Threshold Estimation Technique For Image Denoising Using Wavelet Thresholding Techniques*, International Journal Of Research In Engineering & Applied Science, 1, Issue 2, ISSN: 2294-3905.
- [2] Dunic, Emil, Sonja Grgic, dan Mislav Grgic, 2010, *New image-quality measure based on wavelets*, Journal of Electronic Imaging 19(1).
- [3] Gunara, Andra, Iwan Iwut Tritosomoro, Dan Jangkung Raharjo, 2007, *Analisa Perbandingan Reduksi Noise Pada Citra Antara Discrete Wavelet Transform (DWT) Dengan Dual-Tree Complex Wavelet Transform (DTCWT)*, Seminar Nasional Sistem dan Informatika, SNSI07-023.
- [4] M, B. Chinna Rao, dan Madhavi Latha, 2011, *Reconfigurable Wavelet Thresholding for Image Denoising while Keeping Edge Detection*, International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.11 No.3.
- [5] Ndajah, Peter, Hisakazu Kikuchi, Masahiro Yukawa, Hidenori Watanabe, dan Shogo Muramatsu, 2011, *An Investigation on The Quality of Denoised Images*, International Journal Of Circuits, Systems And Signal Processing, Issue 4, Volume 5.
- [6] Niu, Yifeng dan Lincheng Shen, 2007, *Wavelet Denoising Using the Pareto Optimal Threshold*, International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.7 No.1.
- [7] Pramiswari, Aisyah Niken, Yudhi Purwananto, dan Rully Soelaiman, 2012, *Implementasi Denoising Citra RGB Menggunakan Metode Wavelet Berbasis Logika Fuzzy*, Skripsi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, ITS.
- [8] Rai, Rajesh Kumar dan Trimbak R. Sontakke, *Implementation of Image Denoising using Thresholding Techniques*, International Journal of Computer Technology and Electronics Engineering, Volume 1, Issue 2, ISSN 2249-6343.
- [9] Reddy, G. Umamaheswara, Prof. M. Muralidhar, dan Dr. S. Varadarajan, 2009, *ECG De-Noising using improved thresholding based on Wavelet Transforms*, International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.9, No.9.
- [10] Sasivarnan, C., A.Jagan, Jaspreet Kaur, Divya Jyoti, dan Dr.D.S.Rao, 2011, *Image Quality Assessment Techniques in Spatial Domain*, IJCST Vol. 2, Issue 3, ISSN : 0976-8491.
- [11] Sedyono, Eko, dkk, *Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan Metode Wavelet Symlet*, Jurnal Informatika, Vol. 5, No. 2, 2009, pp. 17-33.
- [12] Singh, Parvinder, Dinesh Singh, dan Deepak Sethi, 2011, *Reduction of Noise from Speech Signal using Haar and Biorthogonal Wavelet*, International Journal of Electronics & Communication Technology, Vol. 2, Issue 3, ISSN: 2230-7109.
- [13] Sudha, S, G.R.Suresh dan R.Sukanesh, 2009, *Speckle Noise Reduction in Ultrasound Images by Wavelet Thresholding based on Weighted Variance*, International Journal of Computer Theory and Engineering, Vol. 1, No. 1, ISSN: 1793-8201.
- [14] Sutarno, 2010, *Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Citra Wajah*, Jurnal Generic, Vol.5 No.2.
- [15] Youssif, Aliaa A. A, A. A. Darwish, dan A. M. M.Madbouly, *Adaptive Algorithm for Image Denoising Based on Curvelet Threshold*, International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.10 No.1.
- [16] <http://wavelets.pybytes.com/>