

ANALISIS PERBANDINGAN DAN SIMULASI DENOISING CITRA MENGGUNAKAN METODE DUAL-TREE COMPLEX WAVELET TRANSFORM DAN BIVARIATE SHRINKAGE DENGAN ESTIMASI VARIANSI LOKAL

ANALYSIS OF COMPARISON AND SIMULATION IMAGE DENOISING USING DUAL-TREE COMPLEX WAVELET TRANSFORM METHOD AND BIVARIATE SHRINKAGE WITH LOCALVARIANCE ESTIMATION METHOD

Lugina Perceka Putri¹, Rita Magdalena², Yunendah Nur Fuadah³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

¹percekaputri@students.telkomuniversity.ac.id, ²ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id,
³yunendahnurfuadah@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Secara umum, pada proses pengiriman informasi citra *digital*, baik karena faktor alat maupun karena interferensi secara alami, terdapat *noise* atau derau yang merupakan sinyal gangguan yang tidak diinginkan dan kehadirannya merusak informasi asli. Oleh karena itu, perlu dilakukannya *denoising* proses pengolahan sinyal untuk menghilangkan atau mereduksi *noise* agar keadaan informasi ber-*noise* tersebut kembali mendekati keadaan aslinya.

Pada tugas akhir ini, akan disimulasikan serta dianalisis perbandingan hasil *denoising* pada sinyal citra *grayscale* menggunakan metode *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* (DTCWT) dan *Bivariate Shrinkage* dengan Estimasi Variansi Lokal (BSLVE). *Noise* yang digunakan kali ini adalah Gaussian, Poisson juga Salt & Pepper. *Filter* yang digunakan di metode DTCWT adalah Antonini, Legall dan Near Symmetric B. *Windowsize* yang digunakan di metode BSLVE adalah 3, 27 dan 51.

Pada penelitian kali ini, metode DTCWT lebih handal melakukan *denoising* pada citra untuk *noise* Salt & Pepper sedangkan metode BSLVE lebih handal melakukan *denoising* pada citra untuk *noise* Gaussian dan Poisson. Pada DTCWT, *filter* Near Symmetric B mengungguli perolehan citra hasil terbaik sedangkan pada BSLVE *window size* 3 yang mengungguli perolehan citra hasil terbaik.

Kata kunci : *Denoising*, citra, *Dual-Tree Complex Wavelet Transform*, *Bivariate Shrinkage*, Estimasi Variansi Lokal.

Abstract

Generally, in the delivery process of digital image information, by instrumental factor or because natural interference, there are noise which is an unwanted interference signal and its presence undermines the original information. Therefore, it is necessary to do denoising which is the process of signal processing to eliminate or reduce noise so that the state of the noised information is back to its original state.

This final project will simulate and analyze the comparison of denoising result on grayscale image signal using Dual-Tree Complex Wavelet Transform (DTCWT) method and Bivariate Shrinkage with Local Variance Estimation (BSLVE). Noise used this time is Gaussian, Poisson also Salt & Pepper. The filters used in the DTCWT method are Antonini, Legall and Near Symmetric B. Windowsizes used in the BSLVE method are 3, 27 and 51.

In this research, DTCWT method is more reliable in image denoising for Salt & Pepper noise while BSLVE method is more reliable in image denoising for Gaussian and Poisson noise. On DTCWT, filter Near Symmetric B producing best image result more than other filters while on BSLVE window size 3 producing best image result more than other windowsizes.

Keyword: *Denoising*, image, *Dual-Tree Complex Wavelet Transform*, *Bivariate Shrinkage*, Local Variance Estimation

1. Pendahuluan

Secara umum, pada proses pengiriman informasi citra digital, baik karena faktor alat maupun karena interferensi secara alami, terdapat *noise* atau derau yang merupakan sinyal gangguan yang tidak diinginkan dan kehadirannya merusak informasi asli. Oleh karena itu, perlu dilakukannya *denoising* yang merupakan proses pengolahan sinyal untuk menghilangkan atau mereduksi *noise* agar keadaan informasi bernoise tersebut kembali mendekati keadaan aslinya.

Pada tugas akhir ini, akan dicari performansi terbaik antara metode *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* (DTWCT) dan *Bivariate Shrinkage with Local Variance Estimation* (BSLVE), kedua metode tersebut pada dua

penelitian sebelumnya memiliki performansi yang lebih baik dalam *denoising* citra dibandingkan yang lain [1][2] [3] [4].

Metode *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* menghasilkan citra terdenoise dengan nilai MOS diatas 3.00 dan nilai SNR yang lebih besar dibanding citra terdenoise dengan metode *Discrete Wavelet Transform* [1], dan RMS yang lebih kecil dibandingkan dengan 2D-DWT [3]. Metode DTCWT ini memiliki fitur selektivitas arah yang bagus dalam 2D, dan juga menghasilkan bagian *real* dan imajiner dari masing-masing koefisien wavelet kompleks [5].

Metode *Bivariate Shrinkage with Local Variance Estimation* memiliki nilai PSNR hasil *denoising* yang lebih baik sekitar 0.05~1.5 dB terhadap metode *Normalshrink* dan 0.01~0.5 terhadap metoda *Bivariate Shrinkage* [2], dan PSNR yang lebih tinggi dibandingkan *Bayesian Shrinkage* dan *Adaptive Shrinkage* [4]. Metode BSLVE ini mengikuti aturan *bivariate shrinkage* yang sederhana, digambarkan dengan koefisien dan asal-usulnya namun performansinya ditingkatkan dengan mengestimasi lingkungan sekitarnya [4].

2. Dasar Teori

2.1 Citra

Citra adalah gambar dua dimensi yang dapat direpresentasikan dalam bentuk matriks. Citra digital yang berukuran $N \times M$ dinyatakan dengan matriks berukuran N baris dan M kolom. indeks baris (i) dan indeks kolom (j) menyatakan suatu koordinat titik pada citra, sedangkan $f(i,j)$ merupakan intensitas atau kedalaman piksel pada titik (i,j). Masing-masing elemen pada citra digital yang berarti elemen matriks disebut piksel.

2.1.1 Citra RGB

Citra RGB adalah citra berwarna yang terdiri dari tiga komposisi warna yaitu merah (R), hijau (G), dan biru (B). Citra RGB memiliki 3 layer dimana pada masing-masing layer setiap piksel menyatakan intensitas warna merah, warna hijau dan warna biru. Setiap komponen warna menggunakan 8 bit (nilainya berkisar antara 0 sampai dengan 255) [7] jadi satu piksel memiliki tiga komposisi nilai. Gambar 2.1 menunjukkan pemetaan warna dalam ruang tiga dimensi, adapun Gambar 2.2 merupakan contoh citra RGB.

2.1.2 Citra Grayscale

Citra grayscale merupakan citra berderajat keabuan yang nilainya umumnya merupakan integer tak bertanda 8bit, berkisar antara 0 sampai 255. Jika citra RGB terdiri dari 3 layer, citra grayscale hanyalah terdiri dari satu layer. Seperti namanya, nilai citra ini menampilkan intensitas keabuan, dimana 0 adalah hitam dan 255 adalah putih. Pada MATLAB, citra RGB dapat diubah menjadi citra grayscale dengan syntax 'rgb2gray'. Gambar 2.3 merupakan contoh citra grayscale.

2.2 Noise

Noise merupakan sinyal gangguan yang tidak diinginkan yang kehadirannya merusak informasi asli.

2.2.1 Tipe – tipe Noise

Berikut adalah tipe-tipe *noise* yang dipakai pada penelitian kali ini:

2.2.1.1 Poisson

Sinyal *Noise* jenis ini mengikuti distribusi Poisson, biasanya muncul karena ketidaktentuan quantum pada generasi fotoelektron [8]. Pada penelitian ini *noise* Poisson akan dibubuhkan dengan *syntax* *imnoise*. Sistem akan membubuhkan *noise* Poisson yang dihasilkan dari data dengan memanfaatkan distribusi Poisson, bukan menambahkan *noise* buatan ke data [9].

2.2.1.2 Gaussian

Tipe *noise* ini mengalami pendistribusian Gaussian. Tipe *noise* ini termasuk model aditif [8]. Pada penelitian ini *noise* Gaussian akan dibubuhkan *syntax* *imnoise*. Sistem akan membubuhkan *Gaussian white noise* dengan nilai *mean* 0 dan varians 0.01 (intensitas *default*) pada citra [9].

2.2.1.3 Salt & Pepper

Noise Salt & Pepper sering disebut juga *noise* Spike atau *noise* Impulsive. *Noise* ini sudah biasa terlihat pada citra. Ia merepresentasikan dirinya melalui piksel putih dan hitam [8]. *Noise* Salt & Pepper pada penelitian ini akan dibubuhkan dengan *syntax* *imnoise*. Sistem akan membubuhkan *noise* Salt & Pepper pada citra dengan densitas *default* sebesar 0.05 [9].

2.3 Dual-Tree Complex Wavelet Transform

Dual-Tree Complex Wavelet Transform (DTCWT) merupakan suatu transformasi wavelet yang baru dengan menggunakan dual-tree pada filter wavelet sehingga menghasilkan koefisien wavelet yang kompleks juga untuk menghasilkan bagian real dan imajiner. *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* (DTCWT) merupakan kelanjutan dari *Discrete Wavelet Transform* (DWT), dimana pada DTCWT menggunakan *dual-tree* sehingga menghasilkan

subband sebanyak 8 dalam bentuk koefisien kompleks yakni 2 subband frekuensi Low-Low (LL), 2 subband frekuensi Low-High (LH), 2 subband frekuensi High-Low (HL), dan 2 subband frekuensi High-High (HH) [1].

Dual-Tree Complex Wavelet Transform menggunakan Dual-tree digunakan secara terpisah, dimana 2 tree digunakan pada proses konvolusi untuk dimensi baris dan 2 tree digunakan pada proses konvolusi untuk dimensi kolom. Sehingga terlihat seperti struktur quad-tree. Komponen dari 4 quad-tree dari masing-masing koefisien dikombinasikan dengan operasi penjumlahan dan operasi pengurangan untuk menghasilkan pasangan koefisien kompleks[1].

Kelebihan yang dimiliki DTCWT diantaranya selektivitas arah yang bagus dalam 2D, redundansi 4:1 dalam 2D dan komputansi sederhana. Dual-tree menghasilkan bagian nyata dan imajiner dari setiap koefisien wavelet kompleks[5].

2.4 Bivariate Shrinkage dengan Estimasi Variansi Lokal

Performansi pada denoising citra dapat ditingkatkan salah satunya dengan cara mengestimasi parameter model pada nilai ketetanggaan lokal [10]. Bivariate Shrinkage dengan Estimasi Variansi Lokal (BSLVE) adalah pengembangan dari metode Bivariate Shrinkage. BSLVE mengikuti aturan sederhana dari Bivariate Shrinkage yang digambarkan dengan koefisien dan 'parent'-nya [10]. Denoising pada citra dengan metode BSLVE memanfaatkan fungsi bivariate shrinkage sebagai wavelet thresholding seperti persamaan (2.1) berikut [2]:

$$w_1 = y_1 \frac{\left(\sqrt{y_1^2 + y_2^2} - \frac{\sqrt{3}\sigma_n^2}{\sigma} \right)}{\sqrt{y_1^2 + y_2^2}}$$

(Error!
No text of
specified
style in
document..1)

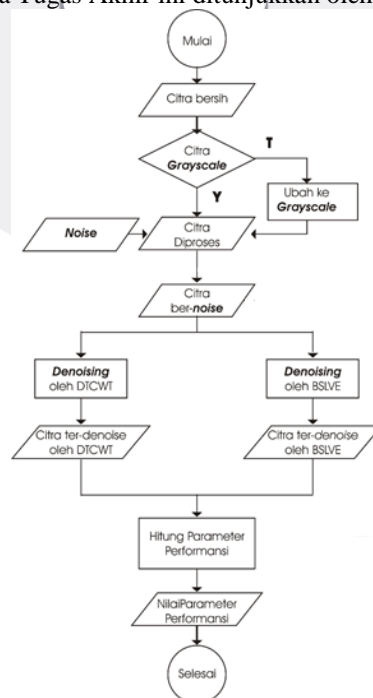
- dengan : w_1 = hasil denoise dari suatu subband frekuensi.
- y_1 = subband pada skala dekomposisi ke k
- y_2 = subband pada skala dekomposisi ke k+1
- σ_n = variansi noise
- σ = variansi sinyal denoise

Karena sifat dependent bisa meningkatkan performansi hasil denoising, metode BSLVE tetap mempertahankan sifat dependent antar wavelet coefficient (subband), ditunjukkan dengan tetap melibatkan subband pada skala dekomposisi yang lebih tinggi (k+1) pada saat mendenoise suatu subband pada suatu skala dekomposisi (k) dan[2].

3. Pembahasan

3.1 Desain Model Sistem

Model sistem yang dipakai pada Tugas Akhir ini ditunjukkan oleh Gambar 1 berikut:



Gambar 1 Diagram alir sistem

Masukan awal sistem adalah citra bersih, bisa berupa citra berwarna maupun citra grayscale (berderajat keabuan). Jika citra yang masuk pada sistem adalah citra berwarna, maka sistem akan merubah dahulu menjadi citra grayscale sebelum diproses lebih lanjut. Setelah itu, sistem akan membubuhkan noise yang kita inginkan hingga menjadi citra bernoise. Intensitas noise yang diberikan adalah default dari aplikasi yang dipakai (MATLAB). Noise putih Gaussian dibubuhkan secara distribusi Gaussian, secara distribusi Poisson untuk noise Poisson dan secara random meng-on-off-kan piksel (menjadi hitam atau putih) untuk noise Salt & Pepper. Lalu sistem akan melakukan denoising pada citra bernoise dengan dua metode, dimana hal ini akan menghasilkan dua citra terdenoise, satu dengan metode DTCWT (proses DTCWT bisa dilihat pada subbab 2.3 dan 3.2) dan satunya dengan metode BSLVE (proses BSLVE bisa dilihat pada subbab 2.4 dan 3.3). Selain itu, juga didapatkan nilai parameter performansi objektif berupa MSE, PSNR dan SNR citra hasil denoising masing-masing metode serta nilai MSE, PSNR dan SNR citra bernoise sebagai bahan perbandingan. Sedangkan nilai parameter performansi subjektif berupa MOS didapatkan dari sejumlah individu dengan cara mengisi kuisioner yang disediakan.

3.2 Parameter Performansi

Parameter performansi yang dipakai diantaranya :

a. Mean Square Error

Mean Square Error atau MSE adalah salah satu metode untuk mengukur tingkat keakuratan suatu model peramalan. Nilai MSE merupakan nilai rata-rata kuadrat error terhadap citra pembanding. Persamaan untuk mencari nilai MSE [8] :

$$MSE = \frac{1}{NM} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M [s(n, m) - y(n, m)]^2$$

(Error! No text of specified style in document..2)

dimana [2] [8] :

s = nilai piksel gambar asli N = jumlah piksel pada baris
y = nilai piksel gambar terdenoise M = jumlah piksel pada kolom
(n,m) = koordinat masing-masing piksel

b. Peak Signal to Noise Ratio

Peak Signal to Noise Ratio atau PSNR merupakan rasio perbandingan antara kondisi maksimum dari sinyal dengan noise yang berpengaruh pada sinyal tersebut. PSNR digunakan untuk menghitung kualitas dari citra setelah proses denoising [2]. Satuan dari PSNR adalah dB.

Persamaan untuk mencari nilai PSNR [8] :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right)$$

(Error! No text of specified style in document..3)

c. Signal to Noise Ratio

Signal to Noise Ratio atau SNR adalah nilai perbandingan dari sinyal bersih dengan sinyal bernoise. Untuk menghitung nilai SNR digunakan rumus sebagai berikut :

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{n=0}^{N-1} s(n)^2}{(s(n) - \hat{s}(n))^2}$$

(Error! No text of specified style in document..4)

dimana s(n) = sinyal acuan dan $\hat{s}(n)$ = sinyal yang dihitung.

d. Mean Opinion Score

Mean Opinion Score adalah ukuran yang umum digunakan untuk evaluasi kualitas video, audio, dan audiovisual, namun tidak terbatas pada modalitas tersebut. Nilai MOS didapat dari subjek individu yang memberikan pendapatnya berdasarkan kriteria pada skala yang telah ditentukan. Perhitungan nilai MOS :

$$MOS = \frac{\sum_{n=0}^N R_n}{N}$$

(Error! No text of specified style in document..4)

style in
document..5)

dimana R = nilai tanggapan yang diberikan dan N = subjek individu yang memberikan tanggapan

3.3 Hasil Sistem

a. Hasil MSE terbaik

Tabel 3.1 Data hasil MSE terbaik dengan noise Gaussian

Citra	Bunga	Kind	Kopi	Sayur	Sulley
Ukuran	512	512	512	512	512
Metode	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE
Filter / Window size	3	3	3	3	27
MSE	0.0017	0.0022	0.0023	0.0032	9.69E-04

Tabel 3.2 Data hasil MSE terbaik dengan noise Poisson

Citra	Bunga	Kind	Kopi	Sayur	Sulley
Ukuran	512	512	512	512	512
Metode	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE
Filter / Window size	3	3	27	3,27,51	27,51
MSE	4.82E-04	8.14E-04	1.11E-04	0.0011	4.50E-04

Tabel 3.3 Data hasil MSE dengan noise Salt & Pepper

Citra	Bunga	Kind	Kopi	Sayur	Sulley
Ukuran	512	512	512	512	512
Metode	DTCWT	DTCWT	DTCWT	DTCWT	BSLVE
Filter / Window size	N Sym B	N Sym B	N Sym B	Antonini	3
MSE	0.0051	0.0077	0.0087	0.0069	0.0034

b. Hasil Perbandingan PSNR terbaik

Tabel 3.4 Data hasil PSNR terbaik dengan noise Gaussian

Citra	Bunga	Kind	Kopi	Sayur	Sulley
Ukuran	512	512	256	512	512
Metode	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE
Filter / Window size	3	3	3	3	27
PSNR	28.0714	27.4437	26.4546	25.4375	30.2859

Tabel 3.5 Data hasil PSNR terbaik dengan noise Poisson

Citra	Bunga	Kind	Kopi	Sayur	Sulley
Ukuran	512	512	512	512	512
Metode	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE
Filter / Window size	51	3	51	51	27
PSNR	31.4666	31.4536	39.6088	30.0503	33.5754

Tabel 3.6 Data hasil PSNR terbaik dengan noise Salt & Pepper

Citra	Bunga	Kind	Kopi	Sayur	Sulley
Ukuran	512	512	512	512	512
Metode	DTCWT	DTCWT	DTCWT	DTCWT	DTCWT
Filter / Window size	N Sym B	N Sym B	N Sym B	Antonini	N Sym B
PSNR	22.9586	21.1552	20.6074	21.5835	24.6874

c. Hasil SNR terbaik

Tabel 3.7 Data hasil SNR terbaik dengan noise Gaussian

Citra	Bunga	Kind	Kopi	Sayur	Sulley
Ukuran	512	512	512	512	512
Metode	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE
Filter / Window size	3	3	3	3	27
SNR	24.2205	26.3579	10.8788	20.6796	24.2013

Tabel 3.8 Data hasil SNR terbaik dengan noise Poisson

Citra	Bunga	Kind	Kopi	Sayur	Sulley
Ukuran	512	512	512	512	512
Metode	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE	BSLVE
Filter / Window size	27	3	51	3	27
SNR	27.7279	30.6576	23.4412	25.4497	28.0199

Tabel 3.9 Data hasil SNR terbaik dengan noise Salt & Pepper

Citra	Bunga	Kind	Kopi	Sayur	Sulley
Ukuran	512	512	512	512	512
Metode	DTCWT	DTCWT	DTCWT	DTCWT	BSLVE
Filter / Window size	N Sym B	N Sym B	N Sym B	Antonini	27
SNR	19.558	20.7645	5.0334	17.1563	19.4119

d. Hasil MOS

Tabel 3.10 Data hasil perolehan MOS dengan 55 responden

	DTCWT	BSLVE
Citra 'Bunga'	3.1818	3.5455
Citra 'Kind'	2.8364	3.036
Citra 'Kopi'	3.5636	3.8
Citra 'Sayur'	3.0364	3.182
Citra 'Sulley'	3.9091	3.855
MOS	3.305	3.484

4. Kesimpulan

Dari lima citra *grayscale* yang diujikan, metode DTCWT lebih handal dalam melakukan *denoising* pada noise Salt & Pepper sedangkan metode BSLVE lebih handal dalam melakukan *denoising* pada noise Gaussian dan Poisson. Near Symmetric B (13,19 *tap filter*) menjadi *filter* DTCWT yang lebih handal melakukan *denoising* pada penelitian kali ini, disusul kemudian *filter* Antonini (9,7 *tap filter*). Citra hasil *denoising* dengan *filter* Legall tidak muncul menjadi citra hasil terbaik namun pada kasus nilai MSE citra DTCWT lebih besar daripada nilai MSE citra *bernoise*, hasil *filter* Legall (5,3 *tap filter*) lebih baik daripada kedua *filter* lainnya. Jadi, bisa dibilang panjang *filter* berbanding lurus dengan hasil performa sistem. Pada penelitian kali ini pula metode BSLVE dengan *window size* 3 mendominasi perolehan citra hasil terbaik, disusul oleh *window size* 27 baru setelah itu *window size* 51. Jadi bisa dibilang besar *window size* berbanding terbalik dengan hasil performa sistem.

Nilai parameter performansi objektif citra hasil *denoising* dengan ukuran 512 x 512 piksel, mendominasi nilai performansi yang lebih baik dari citra dengan ukuran 256 x 256 piksel walaupun tidak begitu jauh berbeda, hal ini menunjukkan bahwa pada banyak keadaan, semakin besar ukuran citra maka sistem semakin mudah melakukan *denoising*. Citra dengan histogram yang menjulang tinggi pada satu nilai piksel, cenderung lebih sulit dilakukan *denoising*.

Penyebaran *noise* pada setiap simulasi tidaklah sama dan ini akan mempengaruhi hasil performansi setiap simulasi. Untuk ukuran citra, DTCWT cenderung lebih *fleksibel* terhadap ukuran citra untuk melakukan *denoising*, walaupun pada akhirnya ia akan menambah satu baris dan/atau satu kolom jika citra inputan ganjil sedangkan BSLVE hanya bisa melakukan proses *denoising* pada citra berukuran 2^n .

Daftar Pustaka:

- [1] A. Gunara, Analisa Perbandingan Reduksi *Noise* Pada Citra Antara Discrete Wavelet Transform Dengan Dual-Tree Complex Wavelet Transform, Bandung: Telkom University, 2007.
- [2] T. Umbara, Analisis Implementasi Image *Denoising* Menggunakan Metoda Bivariate Shrinkage Dengan Local Variance Estimation, Bandung: Telkom University, 2007.
- [3] A. S. Yaseen, A. N. P. Olga N. Pavlova and A. E. Hramov, "Image *denoising* with the dual-tree complex wavelet transform," in *Saratov Fall Meeting 2015: Third Annual Symposium Optics and Biophotonics; Seventh Finish-Russian Photonics and Laser Symposium (PALS)*, 2015.
- [4] L. Sendur and I. W. Selesnick, "Bivariate Shrinkage With Local Variance Estimation," *IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS*, vol. 9, no. 12, pp. 438-441, 2002.
- [5] N. Kingsbury, DUAL TREE COMPLEX WAVELETS Part 1, University of Cambridge, 2005.
- [6] Image Processing and Computer Vision Laboratory, Modul Pelatihan Image Processing, Bandung: Pengolahan Sinyal Informasi, 2016.
- [7] A. Kadir and A. Susanto, Pengolahan Citra : Teori dan Aplikasi, 2012.
- [8] Rajni and Anutam, "Image *Denoising* Techniques-An Overview," *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887)*, vol. 86, no. 16, pp. 13-17, 2014 .
- [9] The MathWorks, Inc., "MATLAB Documentation".
- [10] L. Sendur and I. W. Selesnick, "Bivariate Shrinkage Functions for Wavelet-Based *Denoising* Exploiting Interscale Dependency," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 11, pp. 2744-2756, 2002.
- [11] P. D. SHUKLA, COMPLEX WAVELET TRANSFORMS AND THEIR APPLICATIONS, Glasgow: University of Strathclyde, 2003.
- [12] C. E. Bire and B. Cahyono, "*Denoising* Pada Citra Menggunakan Transformasi Wavelet," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2012 (Semantik 2012)*, Semarang, 2012.