

METODE SOFT WEIGHTED MEDIAN FILTER UNTUK PERBAIKAN SEGMENTASI CITRA DENGAN NOISE

Siprianus Septian Manek¹⁾ dan Handayani Tjandrasa²⁾

^{1,2)} Departemen Informatika, Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111, Indonesia
e-mail: epimanek18@gmail.com¹⁾, handatj@its.ac.id²⁾

ABSTRAK

Metode *Soft Weighted Median Filter (SWMF)* merupakan salah satu metode *noise filtering* baru dalam *image processing*. Metode ini digunakan untuk menangani dua tipe noise pada citra yaitu *fixed valued noise (FVN)* dan *random valued noise (RVN)*. *Fixed valued noise* adalah tipe noise dengan nilai yang tidak berubah (tetap), noise ini mengganti nilai piksel pada citra menjadi nilai maksimum dan minimum (0 dan 255), sedangkan *random valued noise* adalah tipe noise dengan nilai yang berubah-ubah (acak). Contoh untuk *fixed valued noise* seperti: *salt&pepper noise*, sedangkan untuk *random valued noise* seperti: *gaussian, poisson, speckle, dan localvar noise*.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, metode *SWMF* dapat diterapkan pada semua citra dengan semua jenis noise (*FVN* maupun *RVN*) serta mampu mengurangi noise tersebut dengan baik. Metode ini memiliki nilai *PSNR* yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode lain, terutama untuk *random valued noise* seperti: *gaussian, speckle, dan localvar noise*.

Pada penelitian ini, kami mengusulkan untuk meneliti kinerja dari metode *SWMF* lebih lanjut yaitu dengan membandingkan metode ini dengan metode lain seperti: *Median Filter, Mean Filter, Gaussian Filter, dan Wiener Filter* pada proses segmentasi citra. Proses segmentasi citra pada penelitian ini berdasarkan deteksi area menggunakan *Top-Hat transform* dan *Otsu thresholding* dan deteksi garis menggunakan *Sobel edge detection*. Proses pengukuran kinerja menggunakan perhitungan nilai *sensitivity, specificity, dan accuracy* pada citra hasil segmentasi dengan citra *groundtruth*.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Soft Weighted Median Filter* mampu meningkatkan kualitas segmentasi citra dengan rata-rata *accuracy* sebesar 95,70% dengan mengurangi *fixed value noise* maupun *random valued noise* pada citra. Sedangkan *sensitivity* dan *specificity* rata-rata memiliki nilai sebesar 90,48% dan 97,98%.

Kata Kunci: *Noise filtering, Soft Weighted Median Filter, Segmentasi Citra.*

ABSTRACT

Soft Weighted Median Filter Method (SWMF) is one of the new methods for *noise filtering* in *image processing*. This method is used for two types of noise in images, i.e. *fixed valued noise (FVN)* and *random valued noise (RVN)*. *Fixed valued noise* is a noise type with an unchanged value, it changes the pixel value of the image to the maximum and minimum values (0 and 255), while *random valued noise* is a noise type with a changed value. An example of *fixed valued noise* is *salt & pepper noise*, while for *random valued noise* can be exemplified as *gaussian, poisson, speckle, and localvar noise*.

Based on the previous research, *SWMF* method can be applied to all images with all kinds of noise (*FVN* and *RVN*) and able to reduce the noise well. This method has a higher *PSNR* value than other methods, especially for *random valued noise* types such as: *gaussian, speckle, and localvar noise*.

In this study, we propose to examine the performance of the *SWMF* method further by comparing this method with other methods such as *Median Filter, Mean Filter, Gaussian Filter, and Wiener Filter* in an *image segmentation* process. The *image segmentation* process in this research is based on *area detection* using *Top-Hat transform* and *Otsu thresholding* and *line detection* using *Sobel edge detection*. The performance measurement process uses the calculation of *sensitivity value, specificity, and accuracy* on the *image segmentation* with the *groundtruth* image.

The results show that *Soft Weighted Median Filter* method can improve the quality of *image segmentation* with the average *accuracy* of 95.70% by reducing *fixed value noise* and *random valued noise* in the images. While the averages of *sensitivity* and *specificity* are 90.48% and 97.98% respectively.

Keywords: *Noise filtering, Soft Weighted Median Filter, Image Segmentation.*

I. PENDAHULUAN

Noise filtering atau menghilangkan noise pada citra merupakan salah satu proses pada tahap *image pre-processing*. Proses ini sangat penting mengingat citra yang mengandung noise tidak dapat disegmentasi secara sempurna. Noise atau derau pada citra dapat diartikan sebagai satu atau lebih nilai piksel yang memiliki karakteristik dan intensitas yang berbeda dengan piksel tetangga atau lingkungannya. Terdapat banyak metode untuk proses *noise filtering* seperti: *New Adaptive Weighted Mean Filter (A-WMF)*[1], *Unbiased Weighted Mean Filter (U-WMF)*[2], *Interpolation Based Impulse Noise Removal (IBINR)*[3], dan *Weighted Mean Filter for removal of High Density Noise (HD-WMF)*[4], semua metode tersebut dibuat hanya untuk menangani *fixed valued noise (FVN)*. Oleh karena itu dibuat metode *Soft Weighted Median Filter (SWMF)* [5] untuk *fixed valued noise (FVN)* maupun *random valued noise (RVN)*. Adapun metode-metode yang lain yang juga dapat menangani *FVN*

maupun RVN dan sering digunakan seperti: *Median Filter*, *Mean Filter*, *Wiener Filter*, dan *Gaussian Filter* [6]. Disamping itu *denoising* dapat dilakukan dengan menggunakan alternatif metode seperti transformasi *wavelet* [7][8], dan *Singular Spectrum Analysis (SSA)* [9]. Semua metode tersebut tentunya mempunyai kelebihan dan kekurangannya.

Dalam studi ini, tahap segmentasi citra dilakukan setelah *noise filtering* untuk membandingkan kinerja SWMF dengan metode lainnya. Segmentasi citra dilakukan berdasarkan similaritas dan diskontinuitas. Pada pendekatan berdasarkan similaritas atau kesamaan intensitas, tujuan dari proses ini adalah untuk mendeteksi area yaitu memisahkan objek dan *background* pada citra dengan luaran citra biner. Deteksi area dapat dilakukan dengan metode seperti *thresholding*, *region growing*, *region splitting* dan *merging*. Disamping itu, deteksi area juga dapat dilaksanakan dengan menggunakan metode *clustering* seperti *Fuzzy C-Means Clustering with Spatial Correlation* [10], dan *K-Means Clustering* [11]. Sedangkan pendekatan berdasarkan diskontinuitas atau perbedaan intensitas, digunakan untuk deteksi titik, garis, dan tepi objek dengan metode derivatif seperti gradien, dan *Laplacian*.

Bab berikut menjelaskan mengenai metode-metode yang digunakan dalam penelitian ini. Metode-metode tersebut terdiri dari *Median Filter*, *Mean Filter*, dan *SWMF* untuk *noise filtering*, dan teknik morfologi citra, Transformasi Top-Hat, dan *Otsu Thresholding* untuk deteksi area, kemudian metode Sobel untuk deteksi garis.

II. KAJIAN PUSTAKA

A. Median Filter

Gagasan utama *median filter* adalah menentukan semua nilai piksel dalam sebuah *window*, mengurutkan nilai-nilai piksel tersebut, mencari nilai median, dan kemudian mengganti nilai piksel pada pusat *window* dengan nilai median [6]. Nilai piksel pada *window* r dengan ukuran $m \times n$ dan piksel center $I(x, y)$ diurutkan menggunakan (1).

$$F_k(x, y) = \text{sort}(I(i, j)), (i, j) \in r, k = (1, 2, \dots, m \times n), \tag{1}$$

dimana $i = \left(x - \left\lfloor \frac{m}{2} \right\rfloor, \dots, x + \left\lfloor \frac{m}{2} \right\rfloor\right)$ dan $j = \left(y - \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor, \dots, y + \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor\right)$. Kemudian mengganti nilai piksel yang diproses dengan nilai median menggunakan (2).

$$E(x, y) = F_{k=\text{median}} \tag{2}$$

B. Mean Filter

Algoritma ini merupakan salah satu *filter linier* yang bekerja dengan mengambil semua nilai piksel dalam sebuah *window* dan menggantikan nilai pusat di *window* dengan nilai *mean* (rata-rata) dari semua nilai piksel didalam *window* [6]. Persamaan mean filter ditunjukkan pada (3).

$$E(x, y) = \frac{1}{m \times n} \times \sum_{(i, j) \in r} I(i, j) \tag{3}$$

C. Soft Weighted Median Filter [SWMF]

Metode SWMF [5] ini merupakan gabungan dari *Mean Filter* [1],[4] dan *Median Filter* dimana proses pembobotan untuk setiap nilai pikselnya menggunakan fungsi perpangkatan, metode ini memberikan nilai bobot yang lebih tinggi pada nilai tengah namun tetap memperhitungkan nilai piksel tetangga untuk mendapatkan nilai piksel baru.

Terdapat beberapa tahapan proses dalam metode ini. Pertama, nilai piksel dalam *window* diurutkan menggunakan (1), menentukan noise menggunakan (4), menghitung bobot menggunakan (5), dan terakhir, menghitung nilai piksel baru menggunakan (6).

$$UN = \{F_a(x, y), F_{a+1}(x, y), \dots, F_b(x, y)\}, \tag{4}$$

dimana UN adalah piksel bukan noise, $a = \left\lfloor \frac{m \times n}{3} + 1 \right\rfloor$, dan $b = \left\lfloor \frac{2(m \times n)}{3} \right\rfloor$, nilai piksel diluar kriteria pada persamaan (4), dianggap sebagai *noise*.

$$\omega_k = \begin{cases} \frac{c^k}{c^{med}} & , \text{if } k < med \\ 1 & , \text{if } k = med \\ \frac{c^{(2med-k)}}{c^{med}} & , \text{if } k > med \end{cases} \tag{5}$$

dimana k adalah posisi piksel yang sudah diurutkan $[1,2,3,\dots,N]$ dalam *window*, med adalah posisi piksel median dalam *window*, ω_k adalah nilai bobot yang diberikan, dan c adalah nilai dengan pangkat k dengan *default* 2.

$$E(x, y) = \left\lfloor \frac{\sum_{k=1}^{m \times n} \omega_k \times F_k(x, y)}{\sum_{k=1}^{m \times n} \omega_k} \right\rfloor \quad (6)$$

dimana $E(x, y)$ adalah nilai piksel baru pada koordinat (x, y) , ω_k adalah bobot nilai piksel, dan $F_k(x, y)$ adalah nilai piksel yang sudah diurutkan pada pusat *window* (x, y) . Nilai piksel hasil filtering menggantikan nilai dari original image.

D. Dilasi dan Erosi

Dilasi dan Erosi merupakan operasi dasar pada teknik morfologi. Operasi dilasi menggunakan *structuring element* untuk menambahkan piksel pada batasan luar objek sehingga membuat ukuran dari objek tersebut lebih besar, sedangkan operasi erosi membuat ukuran sebuah objek menjadi lebih kecil dengan mengurangi piksel pada batasan luar objek. Penambahan dan pengikisan piksel bergantung pada ukuran dan bentuk dari *structuring element*.

E. Opening dan Closing

Proses *opening* adalah gabungan dari operasi erosi yang dilanjutkan dengan dilasi. Proses ini membuat batas luar objek menjadi lebih halus, selain itu proses juga digunakan untuk memisahkan dua objek yang sebelumnya bersinggungan, serta menghapus objek yang lebih kecil dari ukuran SE. Opening citra f oleh *structuring element* b dinyatakan $f \circ b$, dinotasikan dengan $(f \ominus b) \oplus b$.

Sedangkan, proses *closing* merupakan kebalikan dari *opening*, dimana pada suatu citra akan dilakukan operasi dilasi kemudian diikuti dengan erosi. Proses ini juga cenderung memperhalus objek dengan menyambung bagian yang terputus dan menutup lubang-lubang kecil pada objek. Closing citra f oleh *structuring element* b dinyatakan $f \bullet b$ dinotasikan dengan $(f \oplus b) \ominus b$.

F. Transformasi Top-Hat

Dengan mengkombinasikan pengurangan citra awal dengan citra hasil opening ataupun closing maka akan dihasilkan transformasi *top-hat* dan *bottom-hat*. Transformasi *top-hat* pada citra grayscale f didefinisikan sebagai f dikurangi hasil opening atau $T_{hat}(f) = f - (f \circ b)$. Sedangkan untuk transformasi *bottom-hat*, didefinisikan sebagai closing f dikurangi dengan f atau $B_{hat}(f) = (f \bullet b) - f$.

G. Otsu Thresholding

Metode Otsu [12] bertujuan membagi histogram citra *grayscale* menjadi dua cluster atau kelompok berbeda secara otomatis. Metode ini menentukan suatu variabel pemisah yang dapat membagi dua atau lebih kelompok secara alami, variabel ini diharapkan dapat memisahkan objek (*foreground*) dan latar (*background*) semaksimal mungkin.

Citra *grayscale* dengan intensitas 8 bit memiliki rentang nilai piksel dari 1 sampai L, dimana $L=2^8 = 255$. Sedangkan k adalah variabel pemisah atau nilai *threshold* yang berada diantara rentang nilai tersebut, sehingga *background* bernilai $[1 \dots k]$ dan *foreground* bernilai $[k+1 \dots L]$. Dari dua kluster nilai piksel ini, masing-masing dihitung nilai probabilitas (ω_0, ω_1) dan rata-rata (μ_0, μ_1), kemudian menghitung nilai *threshold* dengan memaksimalkan nilai "between class variance"

H. Sobel Edge Detection

Edge detection mengidentifikasi garis tepi dari suatu objek pada citra berdasarkan perbedaan intensitas nilai piksel secara ekstrem dan menonjolkan lokasi-lokasi piksel yang memiliki karakteristik tersebut. Pada penelitian ini *edge detector* yang digunakan adalah metode Sobel [6][13].

Operator Sobel, yang sering disebut operator Sobel-Feldman atau *Sobel filter*, sering digunakan dalam sistem pengolahan gambar dan visi komputer, khususnya dalam algoritma deteksi tepi. Operator ini menggunakan dua *window* berukuran 3×3 (S_x dan S_y) yang dikonvolusi dengan gambar asli untuk menghitung pendekatan turunan, *window* S_x digunakan untuk perubahan horisontal, dan *window* S_y untuk vertikal.

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{dan} \quad S_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

sehingga menghasilkan aproksimasi gradien (*gradient approximation*) G_x dan G_y sebagai berikut.

$$G_x = (I(x + 1, y - 1) + 2 \times I(x + 1, y) + I(x + 1, y + 1)) - (I(x - 1, y - 1) + 2 \times I(x - 1, y) + I(x - 1, y + 1)) \quad (7)$$

$$G_y = (I(x - 1, y + 1) + 2 \times I(x, y + 1) + I(x + 1, y + 1)) - (I(x - 1, y - 1) + 2 \times I(x, y - 1) + I(x + 1, y - 1)) \quad (8)$$

Ada dua alternatif untuk menghitung resultan G_x dan G_y (dengan Euclidean dan absolut). Nilai aproksimasi gradient G_x dan G_y kemudian dikombinasikan untuk menghasilkan magnitudo gradien, dengan menggunakan (9). Nilai magnitudo M yang didapat menggantikan nilai piksel $I(x, y)$ pada koordinat (x, y) .

$$M = \sqrt{(G_x)^2 + (G_y)^2} \tag{9}$$

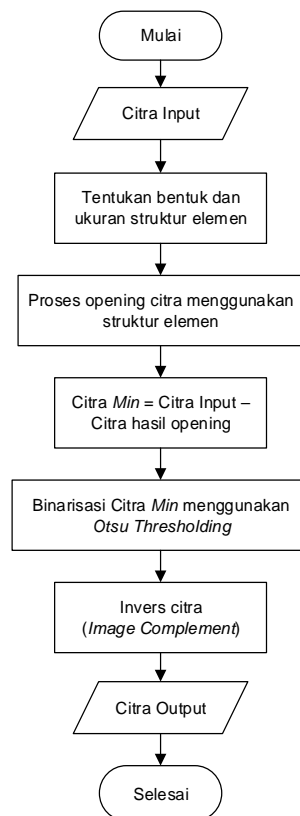
III. PROSEDUR PENELITIAN

Penelitian ini terdiri dari dua tahap proses segmentasi citra yaitu deteksi area dan deteksi garis. Secara keseluruhan prosedur penelitian dari kedua proses tersebut hampir sama. Pertama, citra uji coba yang akan digunakan diberi *impulse noise* dengan lima jenis berbeda (*Salt & pepper*, *Gaussian*, *Poisson*, *Speckle*, dan *Localvar*). Kedua, citra hasil *impulse noise* akan difilter menggunakan lima jenis metode *noise filtering* (*SWMF*, *Median Filter*, *Mean Filter*, *Wiener Filter*, dan *Gaussian Filter*). Ketiga, citra hasil *noise filtering* akan disegmentasi menggunakan *Top-Hat Transform* dan *Otsu thresholding* untuk deteksi area (ditunjukkan pada Gambar 1) dan metode Sobel untuk deteksi garis (seperti pada Gambar 2). Pada tahap terakhir dilakukan proses pengukuran kinerja pada citra hasil segmentasi.

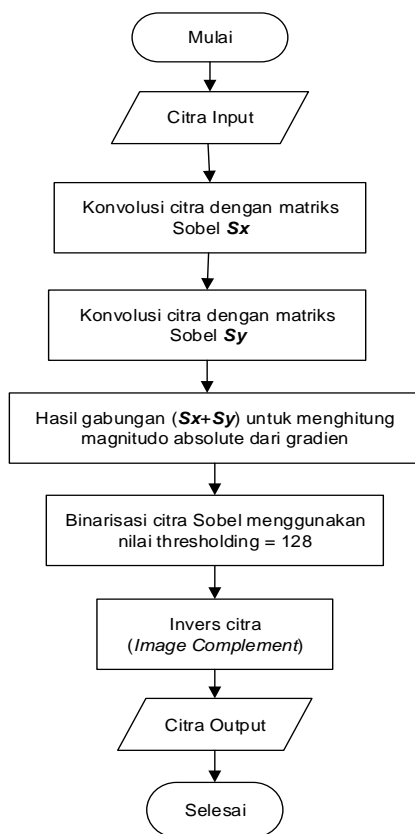
Data citra uji coba yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset citra *grayscale* (8 bit) dengan satu atau beberapa objek beserta *background* di dalamnya, jumlah data yang digunakan adalah 16 citra. Sebagian besar data uji coba merupakan dataset citra yang sering digunakan pada beberapa penelitian sebelumnya yang terkait dengan proses *noise filtering* dan segmentasi citra, maupun yang berasal dari data publik. Kinerja sistem gabungan *denoising* dan deteksi area diukur dari *sensitivity*, *specificity*, dan *accuracy* yang dihitung berdasarkan *confusion matrix* (Gambar 3). Supaya lebih mudah dipahami, prosedur dari setiap tahap proses pengujian untuk deteksi area ditampilkan secara detail pada Gambar 4 dan diilustrasikan dengan contoh pada Gambar 5.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Citra yang digunakan pada tahap pengujian adalah citra biner dengan komposisi *foreground* (objek) dan *background*. Proses pengujian terdiri dari 2 proses. Pertama, pengujian secara kuantitatif pada citra hasil deteksi area, menggunakan perhitungan *sensitivity*, *specificity*, dan *accuracy* terhadap citra *groundtruth* dan kedua, pengujian lewat pengamatan secara visual pada citra hasil deteksi garis.



Gambar 1. Tahapan Deteksi Area



Gambar 2. Tahapan Deteksi Garis

Confusion matrix adalah tata letak tabel yang spesifik yang memungkinkan visualisasi kinerja algoritma. Masing-masing baris matriks mewakili *instance* di kelas sebenarnya sementara masing-masing kolom mewakili *instance* dalam kelas yang diprediksi. Gambar 3 menunjukkan *confusion matrix* untuk 2 kelas *foreground* (P) dan *background* (N).

		Predicted class	
		P	N
Actual Class	P	True Positives (TP)	False Negatives (FN)
	N	False Positives (FP)	True Negatives (TN)

Gambar 3. *Confusion Matrix*

Sensitivity didefinisikan sebagai nilai yang mengacu pada kemampuan hasil segmentasi untuk mendeteksi *foreground* secara benar dengan acuan *groundtruth*. *Sensitivity* dinyatakan dengan rasio perbandingan dari piksel *foreground* yang dikenali sebagai *foreground* atau *true positive* (TP) dengan total *foreground* atau jumlah *true positive* (TP) dan *false negative* (FN). *Sensitivity* dapat dirumuskan sebagai berikut:

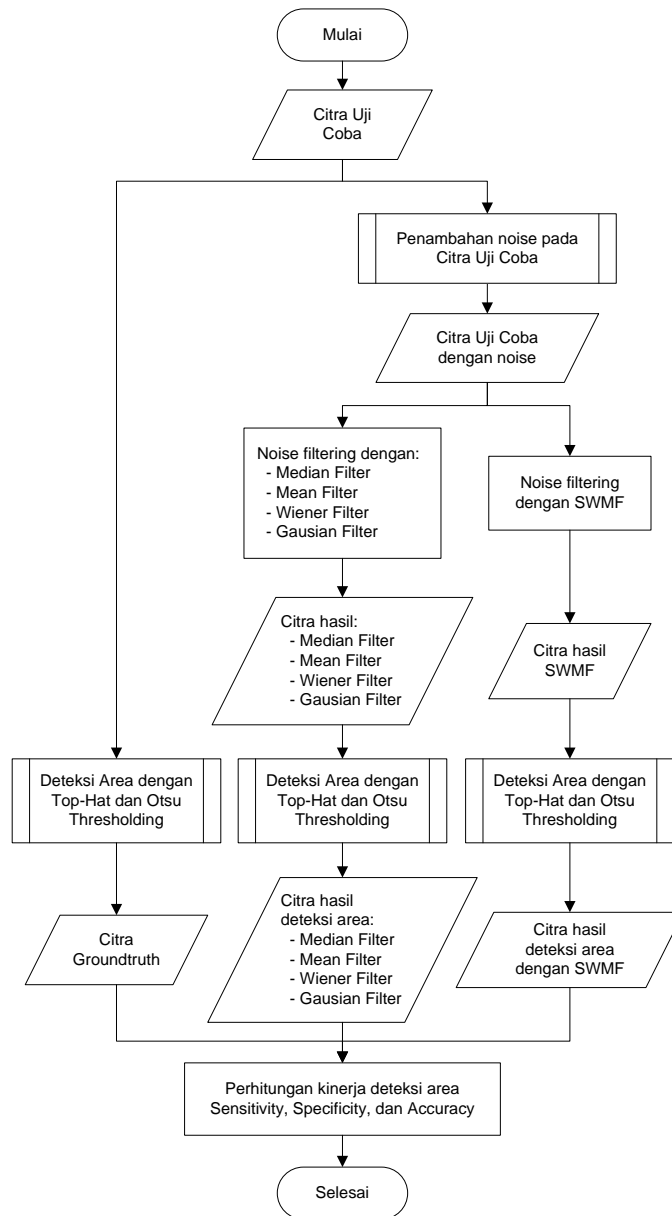
$$Sensitivity = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Negative\ (FN)} \tag{10}$$

Specificity mengukur rasio perbandingan jumlah piksel *background* yang dikenali sebagai *background* atau *true negative* (TN) dengan total *background* atau jumlah *true negative* (TN) dan *false positive* (FP). *Specificity* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Specificity = \frac{True\ Negative\ (TN)}{True\ Negative\ (TN) + False\ Positive\ (FP)} \quad (11)$$

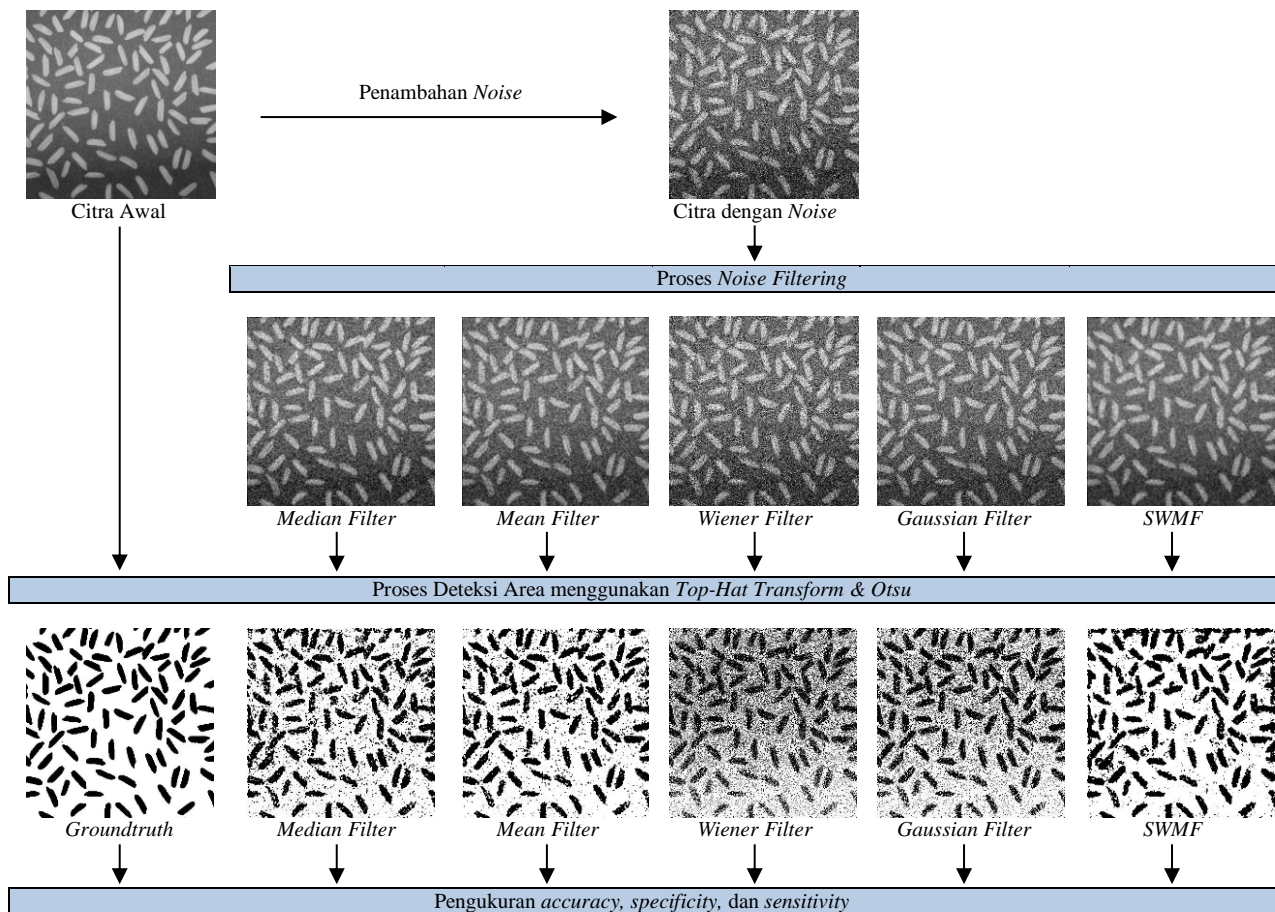
Accuracy menghitung rasio jumlah piksel foreground dan piksel background yang dikenali dengan benar dengan total piksel foreground dan piksel background. Dinyatakan dengan True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN), accuracy dirumuskan sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (12)$$



Gambar 4. Diagram Alur Proses Pengujian untuk Deteksi Area

A. Hasil Deteksi Area

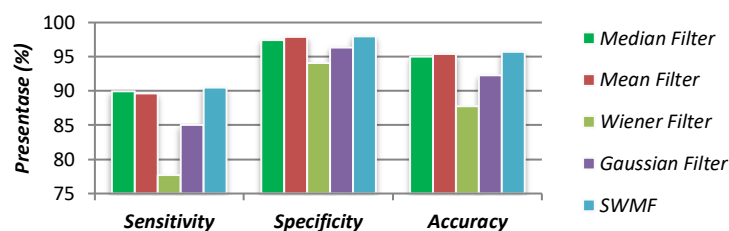


Gambar 5. Pengujian Hasil Deteksi Area

Citra *Groundtruth* adalah citra awal yang langsung dideteksi area menggunakan Top-Hat Transform dan Otsu thresholding. Citra ini akan dibandingkan dengan citra hasil deteksi area dari masing masing metode yang diuji. Tabel I merupakan hasil pengukuran kinerja untuk proses deteksi area. Nilai pada tabel tersebut merupakan nilai rata-rata persentase tingkat *sensitivity*, *specificity*, dan *accuracy* dari 16 citra yang diuji. Rata-rata kinerja dari Tabel I kemudian dibuat kedalam *bar chart* pada Gambar 6 untuk melihat perbandingan kinerja dari keseluruhan metode.

Berdasarkan pelaksanaan dan hasil uji coba untuk deteksi area, hasil evaluasi adalah sebagai berikut.

- 1) Untuk tingkat *sensitivity*, metode *Soft Weighted Median Filter* yang diusulkan pada penelitian memiliki rata-rata nilai presentase paling tinggi yaitu sebesar 90,48%, diikuti metode *Median Filter* pada urutan kedua dengan nilai presentase sebesar 89,94%, dan metode *Mean Filter* di urutan ketiga dengan nilai presentase sebesar 89,66%.
- 2) Untuk tingkat *specificity*, metode *Soft Weighted Median Filter* juga memiliki rata-rata nilai presentase paling tinggi yaitu sebesar 97,98%, kemudian diikuti metode *Mean Filter* pada urutan kedua dengan nilai presentase sebesar 97,89%, dan terakhir metode *Median Filter* yang berada urutan ketiga dengan nilai presentase sebesar 97,44%.
- 3) Untuk tingkat *accuracy*, metode *Soft Weighted Median Filter* juga tetap memiliki rata-rata nilai presentase paling tinggi yaitu sebesar 95,70%, kemudian diikuti metode *Mean Filter* pada urutan kedua dengan nilai presentase sebesar 95,38%, dan metode *Median Filter* di urutan ketiga dengan nilai presentase sebesar 95,01%.



Gambar 6. Rata-Rata *Sensitivity*, *Specificity*, dan *Accuracy*

TABEL I
HASIL PENGUKURAN SENSITIVITY, SPECIFICITY, DAN ACCURACY (%)

No.	Metode	Impulse Noise	Sensitivity	Specificity	Accuracy
1.	<i>Median Filter</i>	Salt & Pepper	95,10	99,44	98,22
		Gaussian	94,25	98,24	97,15
		Poisson	97,42	99,14	98,68
		Speckle	95,17	96,20	95,93
		Localvar	67,74	94,15	85,08
		Rata-rata	89,94	97,44	95,01
2.	<i>Mean Filter</i>	Salt & Pepper	89,64	98,14	95,69
		Gaussian	94,78	98,53	97,50
		Poisson	96,19	99,18	98,35
		Speckle	94,32	98,25	97,17
		Localvar	73,35	95,38	88,17
		Rata-rata	89,66	97,89	95,38
3.	<i>Wiener Filter</i>	Salt & Pepper	89,31	95,38	93,76
		Gaussian	66,75	95,96	85,22
		Poisson	96,48	98,68	98,09
		Speckle	86,24	90,01	89,16
		Localvar	49,61	90,33	72,54
		Rata-rata	77,68	94,07	87,75
4.	<i>Gaussian Filter</i>	Salt & Pepper	89,12	97,04	94,82
		Gaussian	87,97	97,72	94,90
		Poisson	97,91	99,19	98,84
		Speckle	94,18	95,35	95,05
		Localvar	56,16	92,44	77,84
		Rata-rata	85,07	96,35	92,29
5.	<i>SWMF</i>	Salt & Pepper	94,75	99,47	98,13
		Gaussian	91,63	98,37	96,46
		Poisson	96,87	99,00	98,42
		Speckle	94,30	97,42	96,59
		Localvar	74,83	95,64	88,92
		Rata-rata	90,48	97,98	95,70

B. Hasil Deteksi Garis

Proses pengujian untuk deteksi garis secara keseluruhan hampir sama dengan proses deteksi area, proses ini hanya berbeda pada tahap pengujian. Setelah gambar difilter dari noise dan diterapkan metode sobel, maka gambar hasil deteksi garis diuji lewat pengamatan secara visual. Tabel II menampilkan gambar hasil deteksi garis dari berbagai metode yang diuji berdasarkan jenis noise.

Berdasarkan pengamatan secara visual untuk hasil uji coba pada deteksi garis pada Tabel II, hasil evaluasi adalah sebagai berikut.

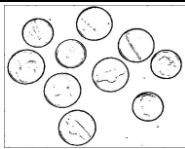
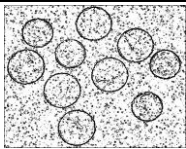
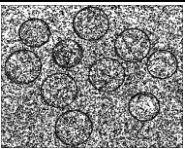
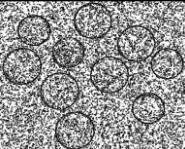
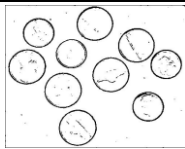
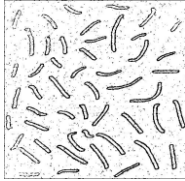
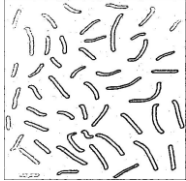
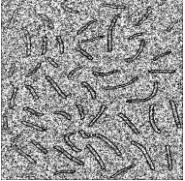
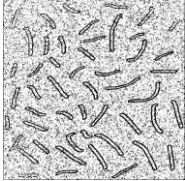
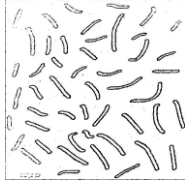
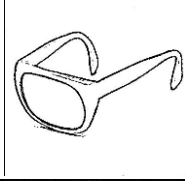
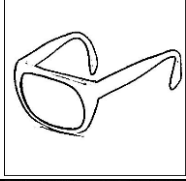
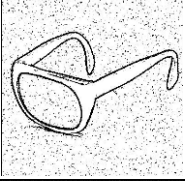
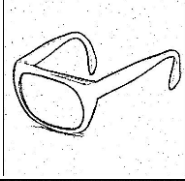
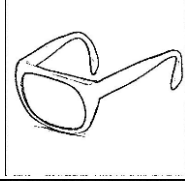
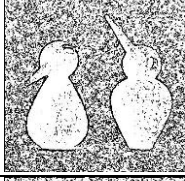
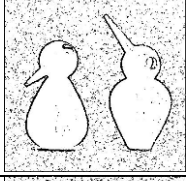
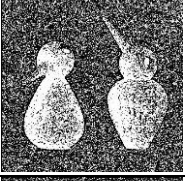
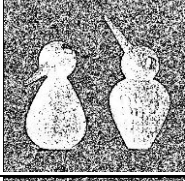
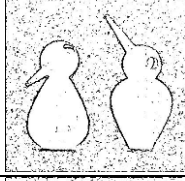
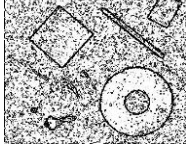
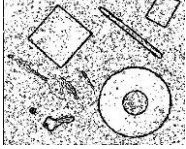
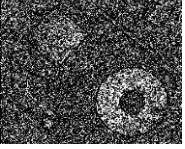
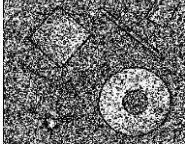
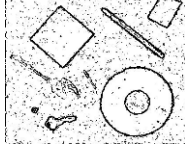
- 1) Pada Gambar dengan *noise salt & pepper*, metode *Median Filter* memberikan hasil yang cukup efektif. Terlihat bahwa pada background gambar bebas dari titik atau noda hitam. Hasil serupa juga ada pada gambar hasil metode *SWMF*, metode ini juga mampu mendeteksi garis dan mampu mengurangi bintik hitam pada background gambar.
- 2) Pada Gambar dengan *noise gaussian*, metode *SWMF* memberikan hasil yang cukup efektif. Dari semua hasil yang didapatkan, background gambar hasil metode *SWMF* mempunyai tingkat kerusakan yang paling sedikit. Hasil serupa juga terjadi pada Gambar dengan *noise poisson*, *speckle* dan *localvar*.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil uji coba, pembahasan, dan temuan yang sebelumnya sudah disesuaikan dengan tujuan penelitian, maka secara keseluruhan penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut.

- A. Proses penghilangan *noise* pada tahap awal pengolahan citra sangat berpengaruh terhadap hasil segmentasi dan proses-proses selanjutnya. Metode yang akan digunakan untuk menghilangkan noise harus sesuai dan tepat sehingga dapat memberikan hasil segmentasi sesuai yang diharapkan.
- B. Metode *Soft Weighted Median Filter* mampu meningkatkan kualitas segmentasi citra dengan mengurangi *fixed value noise* maupun *random valued noise* pada citra.
- C. Berdasarkan hasil uji coba pada tahap deteksi area menggunakan Transformasi Top-Hat, metode *Soft Weighted Median Filter* juga memberikan hasil yang cukup efektif. Metode ini menghasilkan rata-rata tingkat *accuracy* yang lebih tinggi dibandingkan metode lainnya, hal yang sama juga terjadi pada tingkat *sensitivity* dan

TABEL II
PERBANDINGAN GAMBAR HASIL DETEKSI GARIS

No.	Jenis Noise	Median Filter	Mean Filter	Wiener Filter	Gaussian Filter	SWMF
1.	Salt & Pepper					
2.	Gaussian					
3.	Poisson					
4.	Speckle					
5.	Localvar					

specificity yang dihasilkan.

D. Berdasarkan hasil uji coba pada tahap deteksi garis menggunakan metode Sobel, metode *Soft Weighted Median Filter* mampu meningkatkan hasil deteksi garis dari citra yang sebelumnya diberi noise. Untuk noise dengan tipe nilai random, hasil deteksi garis dengan metode ini selalu lebih baik dibandingkan metode lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

[1] P. Zhang and F. Li, "A New Adaptive Weighted Mean Filter for Removing Salt-and-Pepper Noise," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 21, no. 10, pp. 1280–1283, 2014.

[2] Ö. T. Cengiz Kandemir, Cem Kalyoncu, "A Weighted Mean Filter with Spatial-Bias Elimination for Impulse Noise Removal," *Digit. Signal Process.*, vol. 46, pp. 164–174, 2015.

[3] C. Kalyoncu, Ö. Toygar, and H. Demirel, "Interpolation-based Impulse Noise Removal," *IET Image Process.*, vol. 7, no. 8, pp. 777–785, 2013.

[4] N. Chithirala, A. Radhakrishnan, and P. O. Amritanagar, "Weighted Mean Filter for Removal of High Density Salt and Pepper Noise," in *Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, pp. 1–4, 2016.

[5] S. S. Manek and H. Tjandrasa, "A Soft Weighted Median Filter for Removing General Purpose Image Noise," in *Information & Communication Technology and System (ICTS)*, pp. 25–30, 2017.

[6] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed., New York: Pearson, 2018.

[7] L. Şendur, I.W. Selesnick, "Bivariate Shrinkage Functions for Wavelet-Based Denoising Exploiting Interscale Dependency," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol 50, no. 11, pp. 2744–2756, 2002.

[8] F. A. Hernawati, H. Tjandrasa, N. Suciati, "Hybrid Speckle Noise Reduction Method for Abdominal Circumference Segmentation of Fetal Ultrasound Images," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 8, no. 3, pp. 1747-1757, June 2018.

[9] N. B. Aji dan H. Tjandrasa, "Klasifikasi EEG Epilepsi Menggunakan Singular Spectrum Analysis, Power Spectral Density dan Convolution Neural Network," *JUTI*, vol. 15, no. 2, pp.185-194, Juli 2017.

[10] H. Tjandrasa, A. Y. Wijaya, I. Arieshanti, and N. D. Salyasari, "Segmentation of Hard Exudates in Retinal Fundus Images Using Fuzzy C-Means Clustering With Spatial Correlation," *Proc. 7th ICTS, Bali*, pp.39–44, 2013.

[11] H. Tjandrasa, I. Arieshanti, and R. Anggoro, "Classification of Non-Proliferative Diabetic Retinopathy Based on Segmented Exudates using K-Means Clustering," *Int. J. Image, Graph. Signal Process.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–8, 2015.

[12] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *IEEE Trans. Syst.*, vol. 20, no. 1, pp. 62–66, 1979.

[13] A. H. Abror dan H. Tjandrasa, "Perbaikan Orientasi Citra Berdasarkan Keberadaan Manusia Menggunakan Fitur Gradien dan Haar-like," *JUTI*, vol. 13, no. 2, pp. 106 – 114, Juli 2015.