

DETEKSI TEPI CITRA DIGITAL MENGUNAKAN *ANT COLONY OPTIMIZATION* BERDASARKAN *NEUTROSOPHIC GRADIENT MAGNITUDE*

Gulpi Qorik Oktagalu Pratamasunu¹⁾ dan Olief Imandira Ratu Farisi²⁾

¹⁾ Teknik Informatika Universitas Nurul Jadid
Karanganyar, Paiton-Probolinggo

²⁾ Pendidikan Matematika Universitas Nurul Jadid
Karanganyar, Paiton-Probolinggo

e-mail: gulpi.qorik.com¹⁾, olief.ilmandira@gmail.com²⁾

ABSTRAK

Deteksi tepi dengan pendekatan metode Ant Colony Optimization (ACO) menghasilkan tepi yang terputus lebih sedikit dari metode deteksi tepi dengan pendekatan convolution mask seperti Sobel dan Prewitt. Tetapi metode ini lebih rentan terhadap derau sehingga menghasilkan tepi yang kurang optimal jika diterapkan pada citra berderau. Pada penelitian ini diusulkan suatu metode Deteksi Tepi Citra Digital menggunakan ACO berdasarkan neutrosophic gradient magnitude dengan mengintegrasikan pendekatan ACO dalam deteksi tepi menggunakan gradient dan teori neutrosophy. Tambahan informasi berupa neutrosophic gradient magnitude digunakan untuk membantu semut menemukan tepi dari suatu citra, khususnya citra yang memiliki derau dengan meminimalisasi pemilihan tepi yang sulit ditentukan keanggotaannya. Uji coba dilakukan menggunakan citra tanpa derau dan citra berderau. Hasil uji coba menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memiliki performa yang lebih baik dibandingkan metode ACO standar dan ACO berdasarkan gradient pada semua uji coba berdasarkan nilai figure of merit.

Kata Kunci: citra digital; deteksi tepi; neutrosophic set, gradient magnitude, ant colony optimization.

ABSTRACT

Edge detection using the Ant Colony Optimization (ACO) approach results in fewer broken edges than edge detection methods with a convolution mask approach such as Sobel and Prewitt. But this method is more susceptible to noise so that edge detection results are not optimal. In this paper, we propose a Digital Image Edge Detection method using ACO based on neutrosophic gradient magnitude by integrating the ACO approach for edge detection using gradients and neutrosophy theory. Additional information in the form of neutrosophic gradient magnitude is used to help ants to find the edge of an image, especially images that have noise by minimizing the selection of edges that are difficult to determine its membership. The experiments were conducted using images without noises and noisy images. The experimental results show that the proposed method has better performance than the standard ACO and ACO methods based on gradient magnitude in all experiments based on the value of the figure of merit.

Keywords: digital image; edge detection; neutrosophic set, gradient magnitude, ant colony optimization.

I. PENDAHULUAN

DEKTEKSI tepi merupakan proses pencarian batas-batas dari suatu objek pada citra. Deteksi tepi digunakan dalam segmentasi citra dan ekstraksi data di berbagai bidang seperti pengolahan citra, visi komputer, dan visi mesin. Dalam bidang medis (deteksi tumor otak dan kanker), hasil deteksi tepi merupakan dasar dalam penentuan keputusan dari suatu masalah. Hal ini menuntut akurasi yang tinggi dari algoritma deteksi tepi yang digunakan. Beberapa peneliti telah melakukan penelitian untuk menghasilkan algoritma deteksi tepi dengan akurasi yang tinggi.

Selama ini, deteksi tepi yang biasa digunakan adalah algoritma deteksi tepi menggunakan pendekatan *convolution mask*, seperti deteksi tepi Sobel atau deteksi

tepi Prewitt. Algoritma deteksi tepi seperti ini dapat mendeteksi tepi dengan cepat, tetapi mudah sekali menghasilkan tepi yang patah. Tepi yang patah sangat menyulitkan proses segmentasi citra. Dengan adanya patahan pada tepi objek, citra objek tidak bisa dipisahkan secara sempurna dari citra *background*. Untuk itu dibutuhkan pendekatan lain dalam mendeteksi tepi yang terdapat pada suatu citra.

Pendekatan lain yang bisa digunakan adalah menggunakan metode heuristik. Tian dkk[1] mengembangkan ACO untuk mendeteksi tepi pada suatu citra digital. Hasil menunjukkan bahwa metode ACO mendeteksi tepi lebih baik dibandingkan dengan pendekatan *convolution mask*. ACO memiliki komputasi yang terdistribusi sehingga dapat mencegah konvergensi dini. Sayangnya, konsep pencarian ACO

adalah dengan mengandalkan informasi dari setiap semut yang bersifat lokal. Hal ini mengakibatkan adanya suatu kondisi dimana semut dapat terjebak pada situasi lokal optima. Lokal optima terjadi ketika semut manapun dalam koloni tidak pernah mengunjungi piksel tepi yang menghasilkan tepi yang terputus.

Beberapa peneliti mencoba memperbaiki masalah yang dimiliki oleh ACO tersebut dengan menambahkan informasi tambahan yang harus diproses oleh semut. Baskan dkk[2] menggabungkan ACO dengan algoritma genetika. Zhang dkk[3] mengusulkan pembobotan arah berdasarkan perhitungan statistika. Verma dan Sharma[4] mengusulkan kombinasi ACO dengan hukum gravitasi universal.

Liantonie dkk[5] mengusulkan penggunaan gradien dalam menentukan keberadaan suatu tepi. Besaran gradien digunakan untuk memberikan rekomendasi pergerakan semut. Sayangnya, nilai gradien yang didapatkan dari nilai *pixel* dalam citra menyebabkan metode-metode tersebut akan kesulitan menemukan solusi yang optimal ketika terdapat derau pada citra.

Guo dan Cheng[6] menggunakan *neutrosophic set* untuk menghilangkan derau pada citra. *Neutrosophy*, suatu cabang dari teori filosofi, adalah teori yang mempelajari tentang kenetralan. Teori ini telah banyak digunakan dalam memecahkan permasalahan yang melibatkan ketidakpastian dalam pengolahan citra digital, khususnya dalam menangani masalah citra yang memiliki derau. Dari hasil penelitiannya, didapatkan bahwa *neutrosophy set* dapat menghilangkan derau secara akurat dan efektif pada berbagai citra dengan level derau yang berbeda-beda.

Berdasarkan penelitian tersebut, *neutrosophic set* dapat digunakan untuk memperbaiki kelemahan metode *gradient magnitude* ACO yang memiliki kesulitan dalam menemukan tepi ketika citra yang diproses memiliki derau. Sehingga, pada penelitian ini diusulkan suatu metode Deteksi Tepi Citra Digital menggunakan *Ant Colony Optimization* berdasarkan *Neutrosophic Gradient Magnitude*.

II. STUDI LITERATUR

A. Himpunan Neutrosophy

Neutrosophy merupakan generalisasi dari beberapa dialektika dan mempelajari tentang asal, alam, dan kenetralan. Neutrosophy mempertimbangkan tentang proposisi, teori, kejadian, konsep, atau entitas $\langle A \rangle$, dan lawannya $\langle anti - A \rangle$, serta kenetralan $\langle net - A \rangle$ yang bukan $\langle A \rangle$ maupun $\langle anti - A \rangle$.

Neutrosophic set merupakan alat yang bagus untuk mengatasi permasalahan ketidakpastian yang dideskripsikan secara kuantitatif dengan keanggotaan. Pada *neutrosophic set*, suatu himpunan A dibagi

menjadi tiga himpunan bagian: $\langle A \rangle$, $\langle anti - A \rangle$, dan $\langle net - A \rangle$ yang merepresentasikan himpunan benar, himpunan salah, dan himpunan tak-tentu. Pada teori neutrosophic set, suatu himpunan bagian tak-tentu I dapat merepresentasikan ketaktentuan pada suatu citra.

B. Gradient Magnitude

Gradien merupakan suatu vektor yang memiliki besaran (*magnitude*) dan arah[7]. Dalam suatu citra, gradien terbentuk oleh perubahan warna secara gradual. Untuk citra dua dimensi, penerapan gradien dilakukan dengan menggunakan turunan spasial

$$\begin{bmatrix} f_x & f_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{df}{dx} & \frac{df}{dy} \end{bmatrix} \quad (1)$$

dimana $f_x = \frac{df}{dx}$ adalah turunan f terhadap x dan $f_y = \frac{df}{dy}$

adalah turunan f terhadap y .

Gradient magnitude adalah laju maksimum perubahan intensitas pada titik (x, y) . Semakin besar nilai *gradient magnitude*, semakin besar pula peluang untuk menemukan tepi citra. *Gradient magnitude* Δf didapat dari

$$\|\Delta f\| = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} . \quad (2)$$

C. Ant Colony Optimization

Ant Colony Optimization (ACO) merupakan algoritma heuristik yang diperkenalkan oleh Marco Dorigo[8] untuk mencari lintasan terpendek. Algoritma ini mengadopsi perilaku koloni semut dalam mencari sumber makanan. Dalam mencari makanan, semut meninggalkan suatu zat kimia yang disebut dengan feromon. Feromon ini sebagai bentuk komunikasi dengan koloninya. Semut cenderung memilih jalan dengan feromon yang lebih banyak. Feromon mengalami penguapan karena udara. Ide dasar ini kemudian dikembangkan untuk memecahkan masalah numerik yang lebih luas, seperti penyelesaian *Travelling Salesman Problem*, *Vehicle Routing Problem*, dan permasalahan masalah *np-hard* lainnya[9].

Untuk mendeteksi tepi suatu citra, *pixel* diasumsikan sebagai titik. Semut bergerak dari titik *pixel* menuju *pixel-pixel* tepi. *Pixel-pixel* tepi merupakan jalan yang harus dilewati oleh semut. Dalam proses pemilihan *pixel*, semut mempertimbangkan beberapa hal, yaitu informasi heuristik (η) berupa variasi selisih warna

yang dapat diekstrak pada *pixel* kelompok lokal dan jejak feromon (τ).

Probabilitas semut dalam memilih *pixel* dihitung dari aturan proposional pseudorandom. Jika probabilitas distribusi (q) kurang dari sama dengan probabilitas distribusi sebelumnya (q_0), maka probabilitas semut k memilih *pixel* J sama dengan 1. Sebaliknya jika $q > q_0$, maka

$$P_j^k = \frac{\tau_j^\alpha \eta_j^\beta}{\sum \tau_j^\alpha \eta_j^\beta} \quad (3)$$

dengan α adalah faktor yang mempengaruhi feromon dan β adalah faktor yang mempengaruhi informasi heuristik.

Setelah semut berpindah dari satu *pixel* dan *pixel* lain, dilakukan update lokal feromon. Update feromon ini bertujuan untuk mengurangi konsentrasi feromon di tepi yang dilalui. Fungsi update lokal pada feromon ditunjukkan oleh

$$\tau_j(\text{baru}) = (1 - \varphi)\tau_j(\text{lama}) + \varphi\tau_0 \quad (4)$$

dengan τ_j merupakan feromon pada rute ke- J , τ_0 merupakan feromon awal, φ koefisien kerusakan feromon dimana $0 < \varphi \leq 1$.

Setelah semua semut telah melewati satu iterasi, dilakukan update feromon global. Pembaruan ini dilakukan untuk mengetahui banyak feromon setelah mengalami penguapan. Fungsi untuk update feromon global ditunjukkan oleh

$$\tau_j(\text{baru}) = (1 - \rho)\tau_j(\text{lama}) + \rho\Delta\tau_j \quad (5)$$

dengan ρ adalah koefisien penguapan feromon dimana $0 < \rho \leq 1$ dan $\Delta\tau_j$ merupakan tambahan feromon pada *pixel* J . Tambahan feromon ini dihitung berdasarkan

$$\Delta\tau_j \begin{cases} \frac{1}{L}, & \text{jika semut melewati piksel } J \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (6)$$

Dalam hal ini, L merupakan banyaknya semut yang melewati piksel J pada satu iterasi.

III. METODE PENELITIAN

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini ditunjukkan oleh Gambar 1. Pada tahap ini, citra diubah menjadi citra *neutrosophy*. Setiap *pixel* dalam citra *neutrosophy* memiliki tiga himpunan keanggotaan, yaitu keanggotaan tepi T , keanggotaan bukan-tepi F ,



Gambar 1. Metode Neutrosophic Gradient Magnitude ACO

dan keanggotaan tak-tentu I . Untuk menentukan apakah suatu *pixel* adalah tepi atau bukan tepi, dilakukan perhitungan *gradient magnitude* pada citra sebagai dasar perhitungan nilai T , I , dan F . Tingginya nilai *gradient magnitude* suatu *pixel* menunjukkan tingginya perbedaan intensitas pada suatu *pixel*. Sehingga, probabilitas *pixel* tersebut merupakan *pixel* tepi akan semakin besar, dan sebaliknya. Sedangkan untuk menentukan probabilitas *pixel* tak tentu, didapat berdasarkan selisih antara *gradient magnitude* citra asli dan *gradient magnitude* citra yang telah diterapkan filter rata-rata. Hal ini dilakukan untuk mengidentifikasi adanya *pixel* derau yang ditandai dengan tingginya selisih pada nilai tersebut. Perhitungan *gradient magnitude* pada penelitian ini menggunakan operator Sobel.

Pixel $P(i, j)$ pada domain citra ditransformasi menjadi domain *neutrosophic set* dan dinotasikan dengan $PNS(i, j) = \{T(i, j), I(i, j), F(i, j)\}$ yang masing-masing mewakili himpunan *pixel* tepi, himpunan *pixel* tak-tentu, dan himpunan *pixel* bukan-tepi yang didefinisikan sebagai berikut.

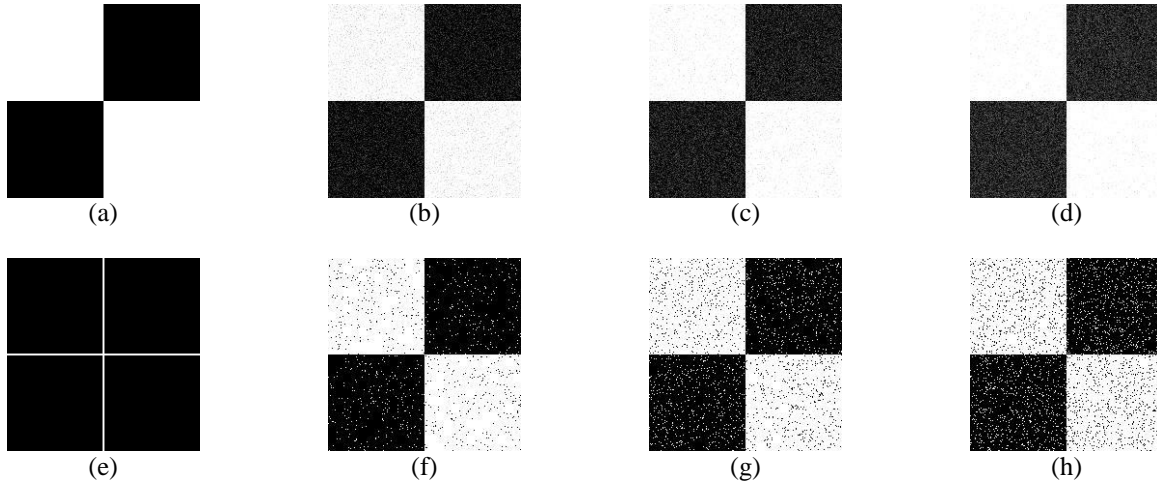
$$T(i, j) = \frac{\nabla f(i, j) - \nabla f_{\min}}{\nabla f_{\max} - \nabla f_{\min}} \quad (7)$$

$$I(i, j) = \frac{\delta(i, j) - \delta_{\min}}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} \quad (8)$$

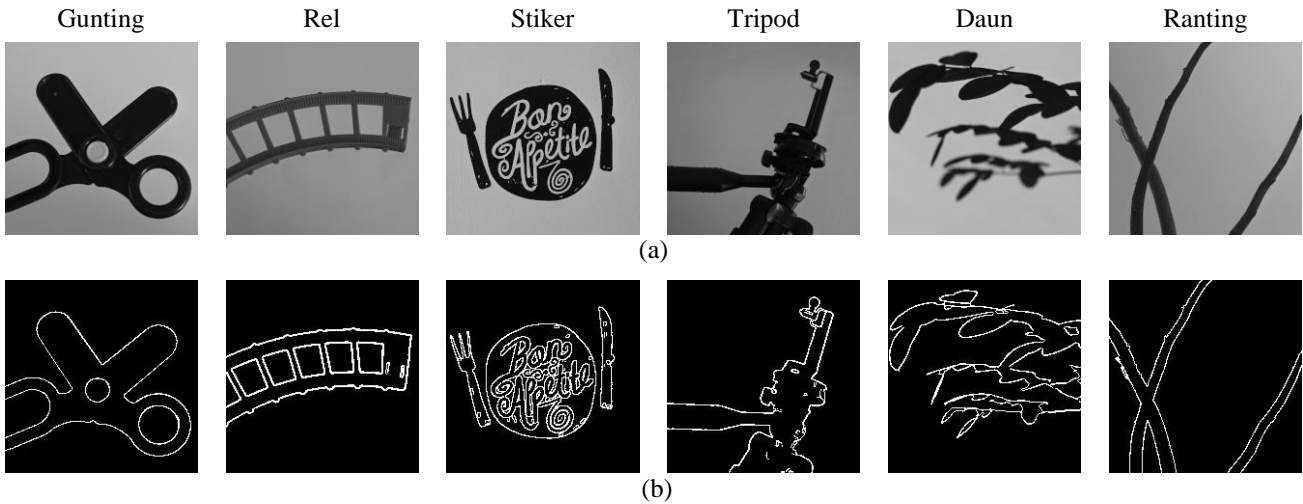
$$\delta(i, j) = |\nabla f(i, j) - \nabla \bar{f}(i, j)| \quad (9)$$

$$F(i, j) = 1 - T(i, j) \quad (10)$$

dimana ∇f adalah *gradient magnitude* dan $\delta(i, j)$ adalah nilai mutlak dari selisih antara *gradient*



Gambar 2. Citra Uji Sintesis (a) Citra asli (b) Gaussian (0.05) (c) Gaussian (0.10) (d) Gaussian (0.15) (e) Citra ground truth (f) Salt & Pepper (0.05) (g) Salt & Pepper (0.10) (h) Salt & Pepper (0.15)



Gambar 3. (a) Citra Nyata dan (b) Citra Tepi *Ground Truth*

magnitude dari citra asli pada *pixel* (i, j) dengan nilai *gradient magnitude* pada *pixel* (i, j) setelah proses filter rata-rata.

Nilai T, I , dan F tersebut digunakan sebagai informasi tambahan semut dalam mendeteksi tepi. Untuk meminimalisasi ketidaktentuan pada proses penentuan tepi, informasi tambahan tersebut berupa nilai *neutrosophic gradient magnitude* λ dihitung dengan

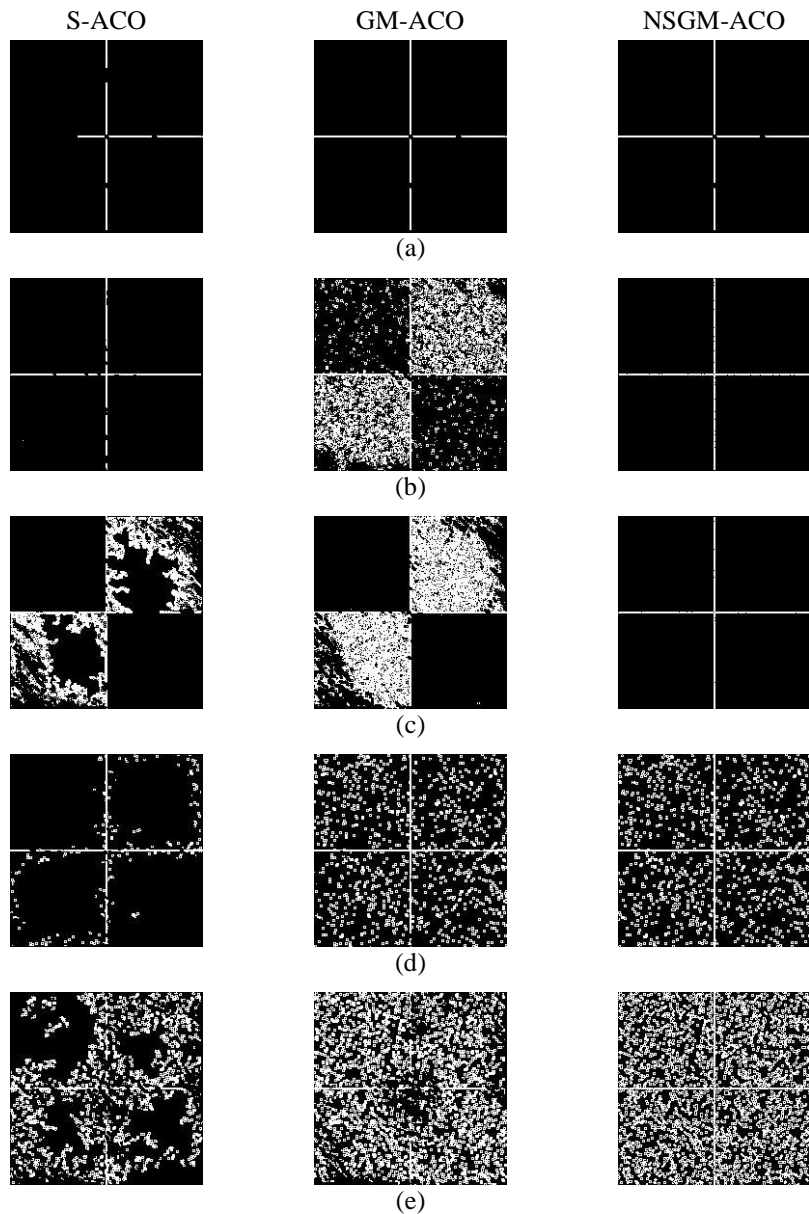
$$\lambda = T + IF \quad (11)$$

Langkah selanjutnya adalah melakukan inialisasi parameter, antara lain banyak semut, feromon awal, α , β , γ , dan ρ yang diperlukan untuk menjalankan ACO. Sebanyak k -semut akan ditempatkan pada suatu sarang. Sebanyak n -sarang akan ditempatkan di beberapa *pixel* yang memiliki probabilitas dengan tepi yang tinggi. Pada tahap ini, setiap semut akan berjalan dari sarang mencari tepi pada citra. Setiap pergerakan

semut dari *pixel* awal menuju *pixel* selanjutnya, dipengaruhi oleh besarnya probabilitas dari *pixel* tersebut akan dikunjungi. Probabilitas ini dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu feromon yang ditinggalkan oleh semut, informasi heuristik, *gradient direction*, dan *gradient magnitude*. Probabilitas semut- k untuk mengunjungi suatu *pixel* J ditentukan oleh

$$P_J^k = \frac{\tau_J^\alpha \eta_J^\beta \lambda_J^\gamma}{\sum \tau_J^\alpha \eta_J^\beta \lambda_J^\gamma} \quad (12)$$

Setiap semut berpindah *pixel*, feromon akan diupdate. Pembaruan feromon ini bertujuan untuk mengurangi konsentrasi feromon yang dihasilkan semut. Setelah semua semut menyelesaikan pencariannya dalam satu iterasi, dilakukan pembaruan feromon global. Dalam proses ini, feromon diupdate secara global untuk semua sarang. Pada tahap ini, dihitung hasil feromon akhir yang merupakan feromon yang dihasilkan semut ditambah dengan penguapan feromon. Pada tahap ini,



Gambar 4. Perbandingan Metode Deteksi Tepi pada Citra Uji Sintesis
 (a) Tanpa derau, (b) Gaussian (0.05), (c) Gaussian (0.15), (d) Salt & Pepper (0.05), (e) Salt & Pepper (0.15)

dilakukan pengambilan keputusan apakah setiap *pixel* merupakan tepi atau bukan berdasarkan nilai *fitness*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

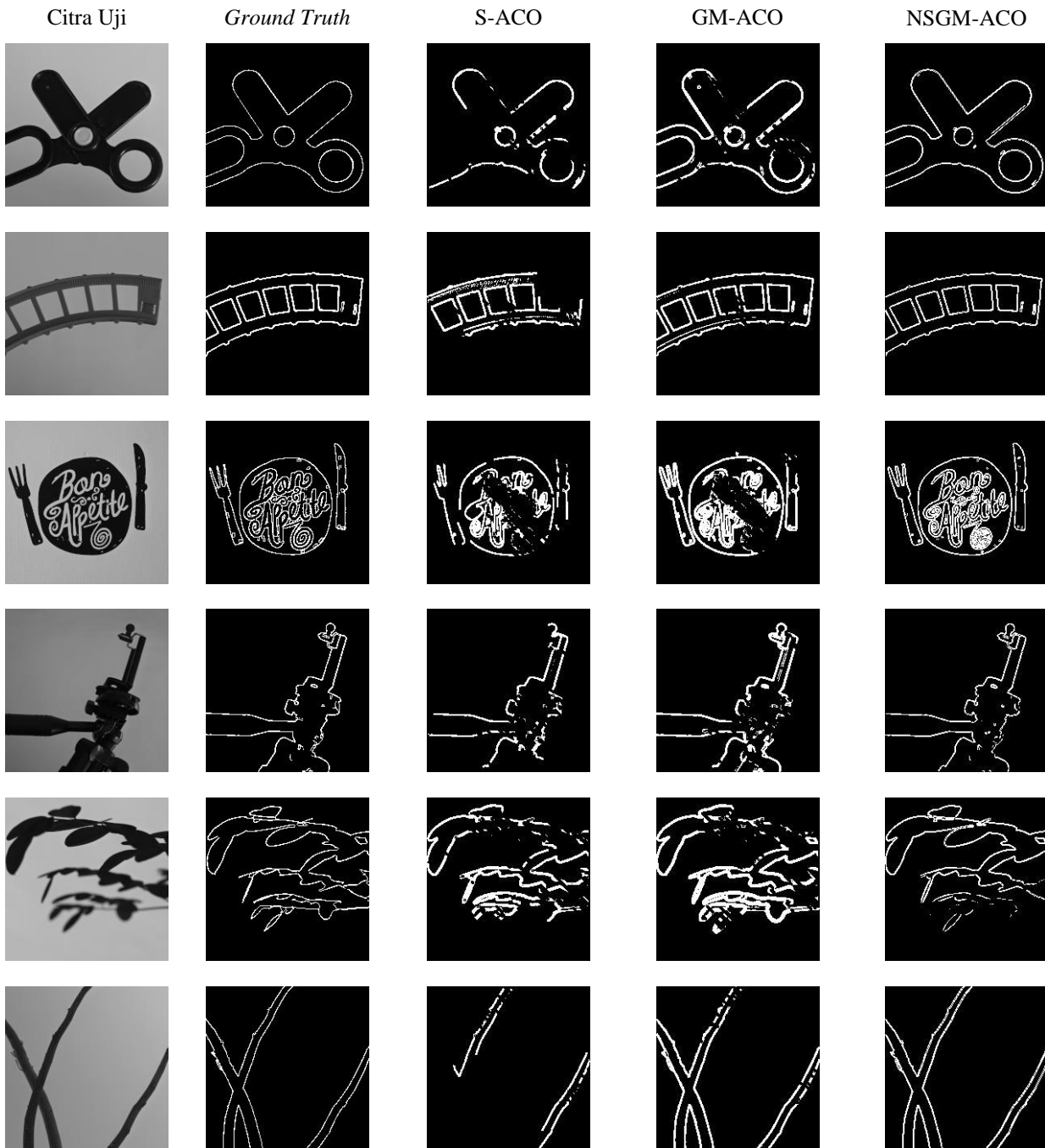
Untuk mengevaluasi performa dan ketahanan dari metode yang diusulkan terhadap derau, digunakan satu citra sintesis dan enam citra nyata dengan beberapa tingkat derau yang berbeda. Setiap citra berukuran 200x200 piksel dengan citra hasil tepi *gold-standard*-nya. Untuk membandingkan performa metode yang diusulkan (NSGM-ACO), hasil uji dibandingkan dengan ACO standar (S-ACO) dan ACO dengan *gradient magnitude* (GM-ACO).

Nilai *figure of merit* FOM yang diusulkan oleh Pratt[10] digunakan sebagai ukuran performa, yang didefinisikan sebagai

$$FOM = \frac{1}{\max(N_1, N_A)} \sum_{k=1}^{N_A} \frac{1}{1 + \omega d^2(k)} \quad (13)$$

dimana N_1 dan N_A adalah jumlah tepi hasil deteksi dan jumlah tepi yang sebenarnya, secara berurutan. Jarak $d(k)$ adalah jarak antara titik tepi ke- k yang sebenarnya dengan titik poin terdekat hasil deteksi. Konstanta ω adalah konstanta penskalaan dengan nilai $\frac{1}{9}$ [10]. Nilai FOM ini menentukan kualitas deteksi tepi, semakin besar nilai FOM menandakan semakin baik hasil deteksi tepi.

Untuk mengevaluasi dan membandingkan ketahanan NSGM-ACO terhadap berbagai macam tingkatan



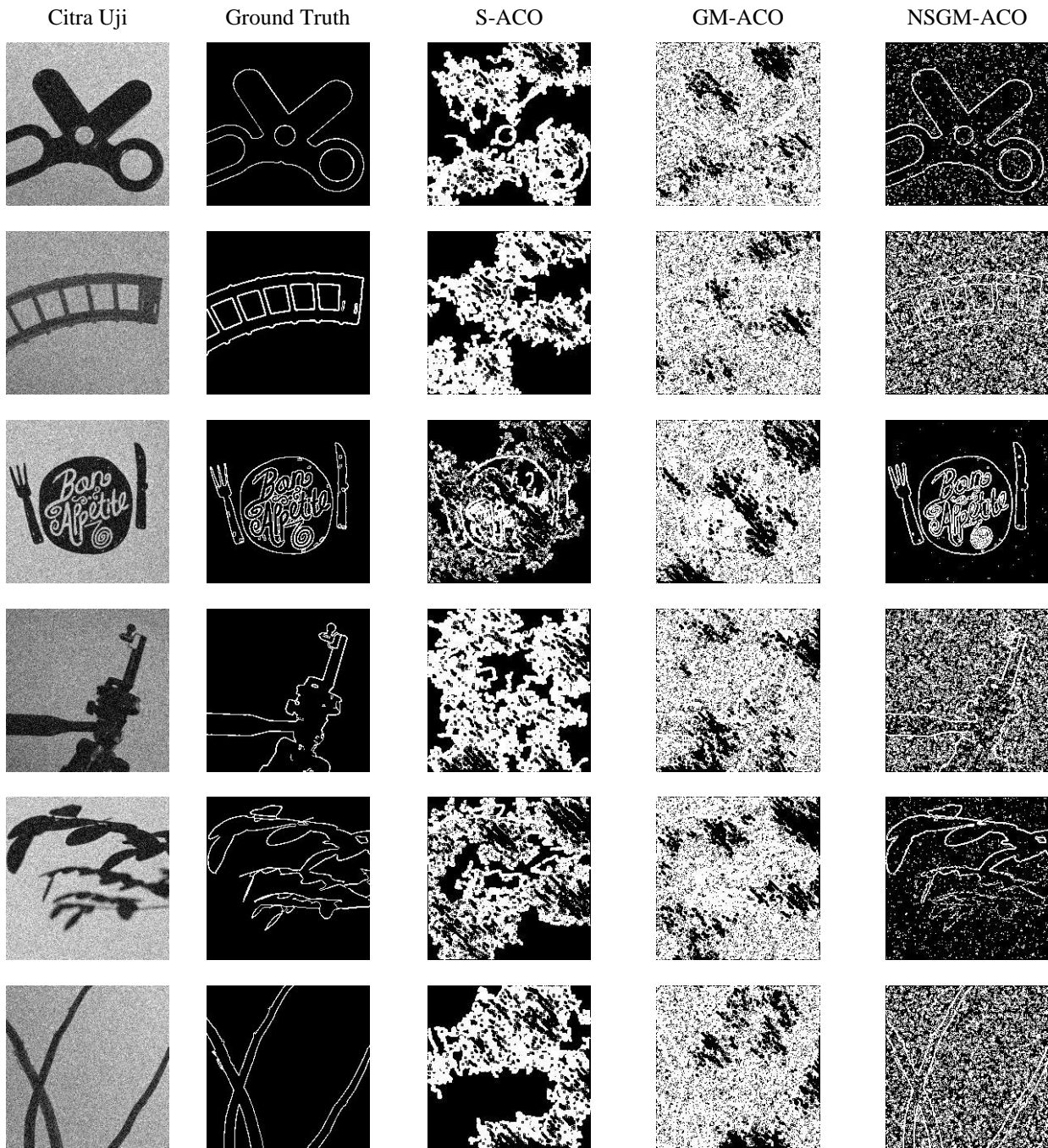
Gambar 5. Perbandingan Hasil Deteksi Tepi Pada Citra Nyata Tanpa Derau

derau, uji coba dilakukan menggunakan citra sintesis dengan derau Gaussian dan derau Salt & Pepper dengan tiga tingkatan yang berbeda (0.05, 0.10, 0.15). Gambar 2 menunjukkan variasi derau pada citra sintesis yang digunakan pada uji coba.

Sedangkan untuk melakukan validasi hasil uji coba, beberapa jenis citra digunakan sebagai citra uji. Pada uji coba ini, digunakan enam citra objek nyata (Gunting, Rel, Stiker, Tripod, Daun, dan Ranting) untuk menguji performa metode yang diusulkan terhadap citra nyata. Citra-citra tersebut dipilih karena memiliki perbedaan warna yang mencolok tetapi memiliki variasi tingkat

kejelasan garis batas antara objek dan latar yang berbeda. Gambar 3 menunjukkan citra uji coba tersebut beserta citra tepi *ground truth*-nya.

Berdasarkan hasil uji coba yang ditunjukkan pada Gambar 4, NSGM-ACO menghasilkan deteksi tepi yang lebih baik dari metode yang lain, terutama untuk citra dengan jenis derau gaussian. Hal ini dapat dilihat dari banyaknya tepi terdeteksi dengan tepat dan sedikitnya tepi palsu pada hasil deteksi tepi. Sedangkan pada citra dengan derau Salt & Pepper, NSGM-ACO menghasilkan deteksi tepi yang kurang optimal.



Gambar 6. Perbandingan Hasil Deteksi Tepi pada Citra Nyata dengan Derau Gaussian (0.05)

GM-ACO terbukti sangat rentan sekali terhadap kedua jenis derau. Sedangkan S-ACO terbukti lebih tahan terhadap derau gaussian tingkat rendah dan semua derau Salt & Pepper. Sayangnya, S-ACO menghasilkan deteksi tepi yang kurang optimal untuk citra tanpa derau jika dibandingkan dengan kedua metode lainnya. Tabel 1 menunjukkan bahwa NSGM-ACO memiliki rata-rata FOM lebih tinggi dari kedua metode lainnya yaitu 0.61.

Pertama, NSGM-ACO dibandingkan dengan S-ACO dan GM-ACO pada citra uji tanpa derau. Gambar 5 menunjukkan bahwa NSGM-ACO dan GM-ACO menghasilkan tepi yang lebih utuh daripada S-ACO dimana terdapat banyak tepi yang terputus. Kemudian, ketiga metode tersebut dibandingkan pada citra uji yang

telah ditambah derau Gaussian (0.05). Dari Gambar 6 dapat terlihat bahwa metode yang diusulkan menghasilkan citra tepi yang lebih jelas dibandingkan dengan metode lainnya. Selain itu, metode yang diusulkan juga menghasilkan tepi palsu yang lebih sedikit daripada metode lainnya. Hasil perbandingan FOM pada uji coba tersebut ditunjukkan pada Tabel 2.

V. KESIMPULAN

Pada penelitian ini diusulkan metode deteksi tepi baru menggunakan ant colony optimization (ACO) berdasarkan teori neutrosophic set dan gradient magnitude pada citra. Penelitian ini memperbaiki kelemahan metode ACO untuk deteksi tepi sebelumnya

TABEL 1
HASIL UJI CITRA SINTESIS TERHADAP BERBAGAI MACAM TINGKATAN DERAU

Citra Uji	Metode Deteksi Tepi		
	S-ACO	GM-ACO	NSGM-ACO
Citra Sintesis	0.73	0.95	0.95
Derau Gaussian(0.05)	0.86	0.14	0.95
Derau Gaussian(0.10)	0.90	0.14	0.97
Derau Gaussian(0.15)	0.20	0.14	0.98
Derau Salt & Pepper(0.05)	0.54	0.17	0.17
Derau Salt & Pepper(0.10)	0.23	0.12	0.13
Derau Salt & Pepper(0.15)	0.16	0.10	0.12
Rata-rata	0.52	0.25	0.61

TABEL 2
HASIL UJI CITRA BENDA NYATA TANPA DAN DENGAN DERAU

Citra Uji	Tanpa Derau			Dengan Derau Gaussian(0.05)		
	S-ACO	GM-ACO	NSGM-ACO	S-ACO	GM-ACO	NSGM-ACO
Gunting	0.91	0.88	0.94	0.35	0.28	0.49
Rel	0.89	0.95	0.91	0.30	0.26	0.29
Stiker	0.94	0.93	0.95	0.57	0.37	0.94
Tripod	0.88	0.85	0.93	0.44	0.34	0.67
Daun	0.80	0.94	0.96	0.25	0.23	0.26
Ranting	0.94	0.89	0.96	0.24	0.20	0.24
Rata-rata	0.89	0.91	0.94	0.36	0.28	0.48

yang menghasilkan tepi kurang optimal jika diterapkan pada citra berderau. Dengan menggunakan konsep *neutrosophic set*, setiap *pixel* dalam citra memiliki tiga keanggotaan, yaitu *pixel* tepi, *pixel* bukan tepi, dan *pixel* tak-tentu. Dengan meminimalisasi pemilihan kandidat tepi pada *pixel* tak-tentu, tepi yang dihasilkan dapat terhindar dari tepi palsu yang disebabkan oleh adanya derau. Untuk mengevaluasi performa, hasil deteksi tepi metode yang diusulkan dibandingkan dengan metode ACO standar dan metode ACO berdasarkan gradient magnitude saja pada citra sintesis, citra objek nyata, dan citra berderau. Hasil uji coba menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memiliki performa yang lebih baik dibandingkan metode lainnya pada semua uji coba berdasarkan nilai *figure of merit*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terima kasih kepada Kementerian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia yang telah mendanai penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Tian, J., Yu, W., dan Xie, S (2008), "An Ant Colony Optimization Algorithm for Image Edge Detection", 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence), 1-6 Juni 2008.
- [2] Baskan, Ozgur., Haldenbilen, Soner., Ceylan, Huseyin., and Ceylan, Halim. 2009. A New Solution Algorithm for Improving Performance of Ant Colony Optimization. Elsevier, Vol.211, Page.75-84.
- [3] Zhang, J., He, Kun., Zheng, Xiuqing., and Zhou, Jiliu., (2010), "An Ant Colony Optimization Algorithm for Image Edge Detection", 2010 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence, 23-24 Oktober 2010.
- [4] Verma, Om P., & R. Sharma. "An Optimal edge Detection Using Universal Law of Gravity and Ant Colony Algorithm" in World Congress on. IEEE, pp. 507-511, 2011.
- [5] Liantoni, F., Kirana, K.C., dan Muliawati, T.H. (2014), "Adaptive Ant Colony Optimization based Gradien for Edge Detection", Journal of Computer Science, Vol. 7, No. 2, hal. 78-84.
- [6] Guo, Y., Cheng, H.D., dan Zhang, Y. (2009), "A New Neutrosophic Approach to Image Denoising", New Mathematics and Natural Computation, Vol. 5, No. 3, hal. 653-662.
- [7] Mlsna, P.A. dan Rodríguez, J.J., (2009), *The Essential Guide to Image Processing*, Academic Press, Inc. Orlando, FL, USA.
- [8] Dorigo, M., Maniezzo, V., dan Colorni, A. (1996), "The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents", IEEE Transactions on System, Man, And Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 26, No. 1, hal. 29-41.
- [9] Farisi, O.I.R., Setiyono, B., Danandjojo, R.I., (2016), "A Hybrid Firefly Algorithm-Ant Colony Optimization for Traveling Salesman Problem", Jurnal Buana Informatika, Vol. 7, No. 1, hal. 55-64.
- [10] Pratt, W.K., (1978), *Digital image processing*, John Wiley & Sons, New Jersey.