

Reduksi *Stripe Noise* Berbasis *Superpixel* pada Citra Satelit

Kamirul¹, Khairunnisa², Ega Asti Anggari³, Dicka Ariptian Rahayu⁴, Agus Herawan⁵, Moedji Soedjarwo⁶, Chusnul Tri Judianto⁷

^{1,2,3,4,5,6,7} Pusat Riset Teknologi Satelit, Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN), Bogor 16310 INDONESIA (tel.: 0251-8621667; fax: 0251-8621667; email: ¹kamirul@brin.go.id, ²khai010@brin.go.id, ³egaa001@brin.go.id, ⁴dick010@brin.go.id, ⁵agus112@brin.go.id, ⁶chus002@brin.go.id, ⁷moed001@brin.go.id)

[Diterima: 30 Maret 2023, Revisi: 24 Mei 2023]

Corresponding Author: Kamirul

INTISARI — Dalam artikel ini, diusulkan sebuah algoritma baru untuk mengurangi atau mereduksi *noise* pada citra satelit berbasis segmentasi *superpixel* dan filter statistik. Algoritma ini diimplementasikan melalui tiga tahapan utama. Pertama, citra masukan yang terganggu *noise* dikelompokkan menjadi beberapa area atau subbagian menggunakan segmentasi *superpixel* berbasis *simple linear iterative clustering* (SLIC). Kedua, dihitung nilai statistik dari setiap subbagian area hasil pengelompokan, yaitu simpangan baku dan nilai maksimum. Terakhir, proses reduksi *stripe noise* dilakukan pada setiap subbagian area dengan mendesain lebar filter statistik secara adaptif berdasarkan nilai statistik yang dihitung pada tahapan sebelumnya. Algoritma ini telah diuji menggunakan citra hasil perekaman satelit LAPAN-A2 dan LAPAN-A3 dan kinerja algoritma ini telah dibandingkan dengan tiga metode yang ada, yaitu dalam hal kualitas citra hasil koreksi dan kecepatan eksekusi. Eksperimen lebih lanjut yang dilakukan pada dua *dataset* citra tiga kanal hasil perekaman satelit LAPAN-A2 menunjukkan bahwa algoritma tersebut mampu mengurangi pola *noise* garis yang diukur menggunakan *peak-signal-to-noise-ratio* (PSNR) tanpa memunculkan artefak tambahan yang umumnya terjadi pada area yang terkoreksi secara berlebihan (*over-corrected region*). Selain itu, dibandingkan dengan metode yang ada, algoritma yang diusulkan mampu berjalan 42-103 kali lebih cepat dan mampu menghasilkan kualitas citra 2,46% lebih baik diukur menggunakan *structural similarity metric* (SSIM). Kode penelitian beserta *dataset* citra untuk kebutuhan pengujian yang digunakan dalam penelitian dapat diunduh melalui www.github.com/dancingpixel/SPSNR.

KATA KUNCI — *Stripe*, *Noise*, Citra, Satelit, LAPAN-A2, LAPAN-A3.

I. PENDAHULUAN

Citra satelit menjadi semakin populer karena aplikasinya yang serbaguna di berbagai bidang, seperti pertanian, geologi, dan prediksi cuaca. Karena teknologi ini terus berkembang, ada permintaan yang meningkat dalam penggunaan citra satelit untuk tujuan pemetaan, pengukuran, deteksi perubahan, dan pemantauan. Tren ini juga didorong oleh kemajuan teknologi satelit [1], [2].

Karena pemanfaatan citra satelit menjadi lebih umum dalam berbagai aplikasi, sangat penting untuk menyediakan citra berkualitas tinggi yang bebas dari *noise* demi memastikan hasil analisis menjadi informasi yang berguna sesuai dengan yang diinginkan. Namun, menyediakan citra yang berkualitas baik merupakan aktivitas yang menantang karena adanya faktor-faktor yang menyebabkan sistem pencitraan satelit menghasilkan kualitas gambar di bawah standar. Faktor-faktor ini secara umum dapat diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu faktor internal dan eksternal. Contoh dari faktor internal di antaranya adalah adanya getaran pada satelit saat pengambilan gambar, ketidaksejajaran lensa kamera ketika satelit sudah di orbit, daya satelit yang tidak stabil, dan masa pakai kamera yang hampir habis. Di sisi lain, faktor eksternal umumnya disebabkan oleh kondisi ruang angkasa, seperti radiasi matahari yang berlebihan pada sistem satelit dan interferensi frekuensi radio (*radio frequency interference*, RFI) yang dialami sistem komunikasi antara satelit dan stasiun bumi ketika proses transmisi data berlangsung [3], [4].

Seperti disebutkan sebelumnya, faktor internal dan eksternal dapat menyebabkan citra memiliki kualitas di bawah standar, yang menyebabkan adanya *noise* pada citra hasil perekaman. Selain itu, perbedaan respons detektor pada sistem kamera dan kesalahan kalibrasi juga dapat berkontribusi pada

munculnya *noise* pada citra yang diambil oleh sistem pencitraan, seperti perangkat *push-broom* dan *cross-track* [5]–[7]. Jenis *noise* ini dapat mengaburkan citra yang asli dan mengganggu proses pengolahan citra selanjutnya, seperti *image unmixing* dan klasifikasi [8], [9]. Oleh karena itu, sangat penting dilakukan proses reduksi *noise* untuk meningkatkan kualitas visual citra yang ditangkap oleh sistem pencitraan satelit. Dengan menyediakan citra yang terbebas dari *noise*, proses analisis pada citra yang dihasilkan akan menjadi lebih akurat.

Sejauh ini, berbagai metode reduksi *noise* telah dikembangkan, yang secara umum dapat diklasifikasikan menjadi dua kategori, yaitu filter pada domain frekuensi dan filter pada domain spasial [10]. Filter pada domain frekuensi cocok untuk citra yang ditransformasikan, seperti citra tertransformasi Fourier dan *wavelet* [11], [12]. Meskipun jenis filter ini telah terbukti mampu mengurangi *noise* secara efektif, mentransformasi citra berdomain spasial ke frekuensi selama proses koreksi dan sebaliknya menjadi kekurangan dari metode ini karena membutuhkan waktu pemrosesan yang lebih lama. Sebaliknya, filter pada domain spasial umumnya memanfaatkan nilai statistik dari piksel-piksel citra masukan (input), seperti rata-rata, simpangan baku, dan histogram [13]–[15]. Kelebihan dari metode ini adalah dapat dilakukan tanpa mentransformasi citra dari domain spasial ke domain frekuensi, sehingga terhindar dari beban komputasi yang tinggi. Namun, karena pendekatan ini bergantung pada statistik piksel pada citra masukan, untuk kasus citra dengan distribusi nilai piksel yang tidak merata, menerapkan satu nilai statistik pada keseluruhan citra akan memunculkan artefak tambahan. Oleh karena itu, tersedianya sebuah filter spasial yang adaptif untuk mengatasi permasalahan ini masih diperlukan.

Penelitian ini berfokus pada pengembangan algoritma yang dapat mereduksi level *stripe noise* pada citra satelit resolusi tinggi yang bermanifestasi sebagai pola garis vertikal dan horizontal. Karena jenis *noise* ini dapat berdampak negatif pada kualitas visual citra, riset ini berfokus pada cara menghasilkan citra berkualitas memadai dari citra masukan yang terganggu *noise* tanpa memunculkan artefak tambahan yang biasanya muncul pada citra hasil koreksi menggunakan metode-metode yang pada penelitian sebelumnya [15], [16]. Untuk mencapai hal ini, penggabungan segmentasi berbasis *superpixel* dan filter statistik yang adaptif diterapkan di setiap subbagian area tersegmentasi. Pada segmentasi *superpixel*, piksel-piksel serupa dikelompokkan membentuk area yang lebih besar yang dikenal dengan istilah *superpixel*. Sebuah *superpixel* merepresentasikan sekumpulan piksel dengan atribut serupa, seperti warna, tekstur, atau intensitas, yang dapat dianalogikan sebagai “blok-blok penyusun” pada sebuah citra. Metode berbasis *superpixel* merupakan bagian penting dalam proses segmentasi citra karena metode ini mampu menyederhanakan tahap pemrosesan citra dan membuatnya lebih efisien dengan mengelompokkan citra menjadi beberapa subbagian dengan jumlah piksel yang lebih sedikit [17].

Dalam penelitian ini, teknik reduksi *noise* berbasis statistik yang diperkenalkan dalam [15] diterapkan untuk setiap subbagian area hasil segmentasi *superpixel*. Algoritma pada [15] menggunakan filter median satu dimensi dan filter rata-rata (*mean*) yang diterapkan secara berurutan dalam arah vertikal dan horizontal. Karena jenis pendekatan ini awalnya menerapkan ukuran filter yang identik pada keseluruhan citra sekaligus, artefak baru akibat *over-correction* biasanya muncul pada citra yang dihasilkan, yang mengindikasikan bahwa pemilihan ukuran filter tidak tepat. Oleh karena itu, untuk menghindari permasalahan serupa, dalam pendekatan yang diusulkan, lebar filter median dan filter rata-rata dikondisikan dapat berubah secara adaptif, bergantung pada properti statistik dari subbagian yang akan dikoreksi. Secara singkat, kontribusi dari penelitian ini terbagi ke dalam dua aspek. Pertama, dikembangkan algoritma baru untuk mereduksi *stripe noise* pada citra satelit berdasarkan segmentasi *superpixel* dan filter statistik yang adaptif. Algoritma ini kemudian disebut sebagai *superpixel-based stripe noise removal* (SPSNR). Algoritma ini mampu mengurangi level *noise* tanpa memunculkan artefak tambahan. Kedua, kode dari algoritma dan kumpulan data uji tersedia untuk umum, sehingga komunitas riset lain dengan bidang minat yang sama dapat menggunakannya untuk tujuan atau kasus tersendiri. Kode tersebut dapat diunduh melalui www.github.com/dancingpixel/SPSNR.

Untuk mengevaluasi kinerja algoritma yang diusulkan, algoritma tersebut telah diuji pada 16 citra yang direkam oleh mikrosatelit LAPAN-A2 dan LAPAN-A3. Evaluasi dilakukan dengan mengukur kualitas visual citra yang dihasilkan dengan menggunakan metrik *peak-signal-to-noise ratio* (PSNR) dan metrik *structural similarity index* (SSIM). Selain itu, uji perbandingan dari algoritma yang diusulkan terhadap metode-metode yang telah ada juga dilakukan pada penelitian ini.

Terakhir, artikel ini disusun berdasarkan urutan berikut. Pertama, pada Bagian II, dijelaskan secara rinci penelitian-penelitian yang telah ada sebelumnya, termasuk konsep segmentasi berbasis *superpixel* dan filter berbasis statistik. Pada Bagian III, dijabarkan secara rinci algoritme yang diusulkan, detail dari *dataset* pengujian, serta strategi evaluasi. Terakhir, detail dan hasil eksperimen disajikan pada Bagian IV, diikuti dengan kesimpulan pada Bagian V.

II. PENDEKATAN DASAR ALGORITMA YANG DIUSULKAN

Pada bagian ini disajikan secara rinci pendekatan dasar yang digunakan dalam algoritma yang diusulkan, yaitu segmentasi berbasis *superpixel* dan filter berbasis statistik.

A. SEGMENTASI BERBASIS SUPERPIXEL

Superpixel dapat didefinisikan sebagai kumpulan piksel yang memiliki sifat homogen, termasuk tekstur dan warna, dan sering digunakan dalam aplikasi *computer vision* dan pengolahan citra. *Superpixel* memiliki konsep menggabungkan sekumpulan piksel dengan karakteristik serupa menjadi kelompok-kelompok piksel, sehingga lebih mudah diproses dan dianalisis. Metode segmentasi *superpixel* dapat dikelompokkan menjadi tiga jenis, yaitu algoritma berbasis graf, algoritma berbasis gradien, dan algoritma berbasis kluster.

Teknik berbasis graf mempertimbangkan kecerahan, kontur, dan tekstur gambar, serta menghasilkan *superpixel* yang memiliki tampilan visual yang kompak [18], [19]. *Normalized Cut* (NC) *superpixel* adalah contoh yang mewakili metode ini [17]. Selain itu, ada juga *entropy rate superpixel* (ERS) yang bergantung pada laju dan kesetimbangan entropi dari langkah acak (*random walk*) untuk menghasilkan *superpixel* dengan akurasi segmentasi yang tinggi [20]. Pendekatan berbasis graf lain yang banyak diadopsi adalah *lazy random walk* (LRW) yang mengutamakan bentuk tekstur dari citra [21].

Secara umum, segmentasi *superpixel* berbasis gradien dapat mengikuti batas objek dengan baik. Contoh populer yang mengadopsi segmentasi ini adalah *turbopixels* [22] yang mengaplikasikan metode *level-set* untuk menghasilkan *superpixel* dengan kompleksitas waktu linier. Teknik terkenal lainnya adalah skema berbasis *watershed* yang menggunakan transformasi *watershed* dengan kontrol penanda objek dan latar belakang (*marker-controlled watershed transformation*) untuk segmentasi *superpixel* [23]. Teknik ini menggunakan gradien yang teregulasi spasial untuk menghasilkan subbagian yang identik.

Pendekatan berbasis kluster menghasilkan *superpixel* melalui proses iteratif linier dengan kompleksitas komputasi yang lebih rendah dibandingkan pendekatan berbasis graf. Implementasi paling umum pendekatan ini disajikan pada [24] dengan menggunakan *simple linear iterative clustering* (SLIC) *k-means*. Saat ini, SLIC dianggap sebagai metode terbaru segmentasi *superpixel* karena kapabilitasnya dalam menyeimbangkan kemiripan spasial dan warna secara efektif dengan tetap mempertahankan durasi yang cepat dalam eksekusinya. Variannya yang lain, *intrinsic manifold SLIC* (IMSLIC), berkinerja baik dalam menyegmentasi area berukuran kecil dan berintensitas tinggi [25]. Selain itu, terdapat pendekatan berbasis kluster yang unggul secara kinerja dibandingkan SLIC dalam mengatasi permasalahan tabrakan pada batas citra yang tersegmentasi, yaitu pendekatan berbasis mosaik Voronoi berbobot sisi (*edge-weighted centroidal Voronoi tessellations-based approach*) atau yang dikenal sebagai Vcell [26].

Dalam penelitian ini, SLIC digunakan sebagai bagian utama segmentasi berbasis *superpixel* karena memiliki tingkat akurasi segmentasi yang lebih baik dan waktu pemrosesan yang lebih cepat dibandingkan dengan algoritma yang telah ada sebelumnya [24]. Perincian dari pendekatan yang diusulkan diberikan dalam Bagian III.A

B. REDUKSI STRIPE NOISE BERBASIS STATISTIK

Metode berbasis statistik untuk mereduksi *stripe noise* yang digunakan pada algoritma yang diusulkan ini pertama kali

diterbitkan dalam [15]. Prosedur awal dalam algoritma ini melibatkan ekstraksi *noise* vertikal dari citra dengan menerapkan filter median pada arah baris, kemudian dilanjutkan dengan pengurangan antara citra yang difilter median dengan citra masukan untuk membentuk templat (*template*) *noise* awal, T_{noise} . Selanjutnya, dengan melakukan *stretching* secara vertikal pada templat *noise* menggunakan filter rata-rata, akan dihasilkan templat *noise* vertikal akhir. Templat *noise* akhir merepresentasikan *noise* yang diekstraksi dari citra masukan. Oleh karena itu, citra yang terkoreksi dapat langsung dihasilkan dengan mengurangkan templat ini dari citra asli. Karena langkah-langkah yang dijelaskan di atas digunakan untuk mengurangi efek *stripe* pada arah vertikal saja, filter median pada basis kolom diikuti dengan *stretching* horizontal pada templat yang dihasilkan.

Secara rinci, reduksi *noise* garis vertikal menggunakan metode yang dijelaskan dalam [15] dapat dilakukan dengan mengikuti langkah-langkah berikut.

1. Diasumsikan ada citra masukan I dan piksel yang terletak pada indeks baris ke- i dan indeks kolom ke- j dilabeli sebagai $I(i,j)$. Untuk memperoleh citra yang difilter median $I_{MF}(i,j)$, dilakukan operasi konvolusi dalam arah horizontal antara $I(i,j)$ dan templat filter median global F_{MF} . Dalam hal ini, F_{MF} dibentuk dengan menentukan lebar filter median satu dimensi N_{MF} .

$$I_{MF}(i,j) = I(i,j) \otimes F_{MF}. \tag{1}$$

2. Untuk mengekstrak templat *noise* awal (T_{noise}), dilakukan operasi pengurangan antara I_{MF} dan citra masukan I .

$$T_{noise} = I - I_{MF}. \tag{2}$$

3. Templat T_{noise} diregangkan secara vertikal dengan menerapkan filter rata-rata F_{ME} pada setiap kolom. Sama seperti pada F_{MF} , N_{ME} yang konstan diset pada filter F_{ME} . Hasil dari langkah ini disebut sebagai *template noise* akhir, I_N .

$$I_N(i,j) = T_{noise}(i,j) \otimes F_{ME}. \tag{3}$$

4. Akhirnya, citra yang terkoreksi I_C dapat dihasilkan dengan mengurangkan I_N dari citra masukan.

$$I_C = I - I_N. \tag{4}$$

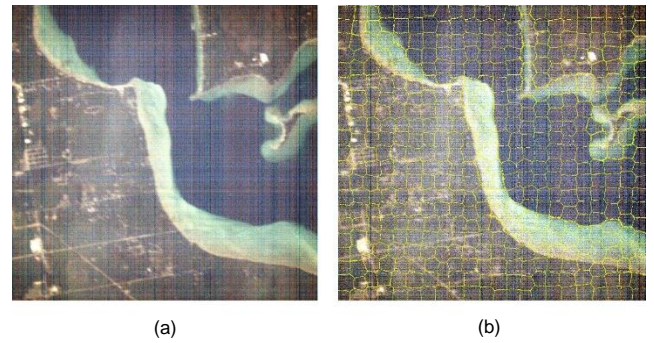
Perlu dicatat bahwa semua langkah di atas dirancang khusus untuk mengurangi *stripe noise* pada arah vertikal. Untuk mengurangi *noise* garis horizontal, langkah-langkah tersebut diulangi dengan terlebih dahulu menerapkan F_{MF} ke arah vertikal diikuti dengan meregangkan T_{noise} secara horizontal.

III. METODOLOGI

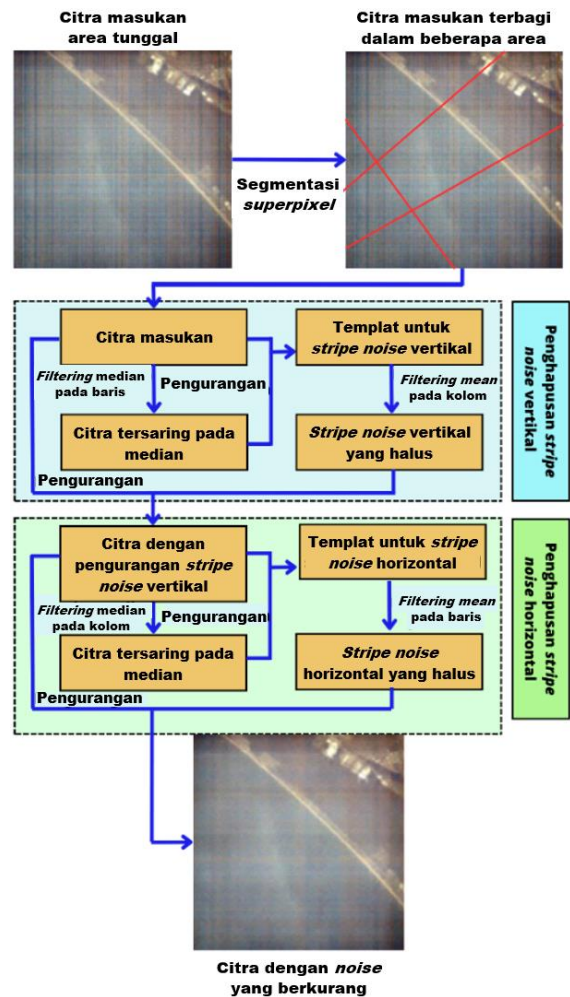
A. ALGORITMA YANG DIUSULKAN

Algoritma yang diusulkan didedikasikan untuk mengatasi masalah umum yang ditemukan saat melakukan perbaikan *stripe noise*, yaitu artefak tambahan. Secara umum, artefak ini dihasilkan sebagai efek dari *over-correction* di area tertentu dari gambar yang disebabkan oleh pemilihan lebar filter yang tidak tepat saat melakukan proses penyaringan (*filtering*). Oleh karena itu, teknik yang lebih efektif untuk menentukan ukuran filter dalam mereduksi *stripe noise* yang berbasis segmentasi *superpixel* diperkenalkan dalam penelitian ini.

Dalam penelitian ini, segmentasi berbasis *superpixel* digunakan untuk mengelompokkan citra secara akurat ke



Gambar 1. Perbandingan citra ber-*noise* dengan hasil segmentasi *superpixel*, (a) citra yang diambil oleh sensor optis LAPAN-A3 yang terganggu *stripe noise*, (b) bagian-bagian terkelompokkan berdasarkan segmentasi *superpixel* menggunakan $N = 500$.



Gambar 2. Diagram alir algoritma yang diusulkan.

dalam N subbagian berdasarkan tekstur dan homogenitasnya, sehingga bagian dengan perbedaan intensitas yang tinggi akan tersegmentasi secara parsial. Strategi ini akan memudahkan proses reduksi *noise* karena lebar filter akan ditentukan secara lokal (adaptif) berdasarkan properti statistik dari setiap kluster.

Gambar 1(a) menunjukkan contoh citra uji yang terganggu *stripe noise* yang menyebar ke arah vertikal dan horizontal. Dapat dilihat bahwa keberadaan jenis *noise* ini menurunkan kualitas visual citra. Pada Gambar 1(b), bagian-bagian yang berkelompok dihasilkan oleh segmentasi berbasis *superpixel*. Gambar 1(b) diubah menjadi peta warna abu-abu (*grayscale*) untuk keperluan visualisasi yang lebih baik. Terlihat bahwa metode segmentasi mampu mengelompokkan citra berdasarkan nilai intensitasnya secara akurat.

Ringkasan dari algoritma yang diusulkan, yang merupakan kombinasi dari segmentasi berbasis *superpixel* dan reduksi *stripe noise* berbasis filter statistik, diperlihatkan dalam Gambar 2.

Setelah menerapkan segmentasi pada citra masukan I , akan ada N subbagian yang perlu diproses secara individual dengan menggunakan filter berbasis statistik yang adaptif.

$$I = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}. \quad (5)$$

Istilah “adaptif” berarti bahwa lebar filter median N_{MF} atau lebar filter rata-rata N_{ME} akan berubah secara dinamis sesuai dengan properti statistik dari bagian-bagian yang dikoreksi. Pada penelitian ini, N_{MF} ditentukan berdasarkan nilai simpangan baku σ dan nilai maksimum dari suatu subbagian.

$$N_{MF}(k) = \left\lceil \frac{\sigma(I_k)}{\text{maks}(I_k)} \times N_{MF0} \right\rceil, k = 1, 2, \dots, N. \quad (6)$$

Berdasarkan (6), nilai σ yang makin tinggi akan menghasilkan lebar filter yang makin besar pula. Alasan di balik penerapan strategi ini adalah bahwa nilai σ akan lebih tinggi pada subbagian dengan level *noise* yang tinggi dibandingkan dengan subbagian dengan level *noise* yang lebih rendah, sehingga dibutuhkan ukuran N_{MF} yang lebih besar untuk mengekstrak templat *noise* awal dari citra masukan. Notasi N_{MF0} diikutsertakan sebagai sebuah konstanta global yang merupakan lebar maksimum filter median. Mirip dengan N_{MF} , N_{ME} juga dimunculkan dan diformulasikan berdasarkan (7).

$$N_{ME}(k) = \left\lceil \frac{N_{nz}}{N_{pix}} \times N_{ME0} \right\rceil, k = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

dengan N_{nz} and N_{pix} masing-masing merupakan jumlah piksel yang bukan bernilai nol dan jumlah piksel total dari T_{noise} yang sebelumnya diekstraksi oleh serangkaian tahapan median filter. Karena filter rata-rata diterapkan pada T_{noise} , N_{nz} adalah jumlah piksel yang dianggap sebagai *noise*. Oleh karena itu, makin tinggi N_{nz} , makin lebar juga nilai N_{ME} . Terakhir, N_{ME0} merupakan lebar maksimum dari lebar filter rata-rata.

B. STRATEGI EVALUASI

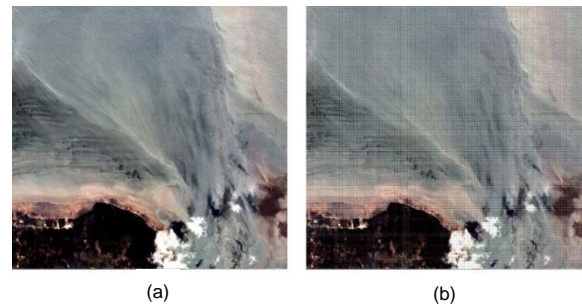
Untuk mengevaluasi kinerja metode yang diusulkan, dilakukan pengukuran terhadap kualitas citra masukan yang telah dikoreksi dan durasi waktu pemrosesan yang dibutuhkan oleh metode ini. Kedua variabel ini penting untuk dievaluasi agar diketahui algoritma yang diusulkan telah berkinerja dengan baik atau belum.

Untuk mengukur kualitas citra, digunakan metrik PSNR dan SSIM. PSNR merepresentasikan rasio sinyal tertinggi terhadap *noise*. Makin tinggi nilai PSNR, makin rendah level *noise* pada sebuah citra. Metrik lainnya, SSIM, digunakan untuk mengukur tingkat kesamaan antara dua citra. Representasi matematis dari metrik PSNR dan SSIM diberikan dalam (8) dan (9).

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{\text{maks}(I_i)}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (8)$$

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\eta_x \eta_y)(2\sigma_{xy})}{(\eta_x^2 + \eta_y^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)}. \quad (9)$$

Persamaan (9) digunakan untuk menghitung nilai SSIM antara citra x dan y , sedangkan η_x , η_y , σ_x , σ_y , dan σ_{xy} merujuk pada nilai rata-rata x , nilai rata-rata y , variansi x , variansi y , dan *covariance* x dan y . Selain merepresentasikan tingkat kesamaan antara citra yang dikoreksi dan citra referensi, metrik SSIM



Gambar 3. Contoh citra terganggu *stripe noise* sintetis, (a) citra masukan dari dataset LAPAN-A2, (b) citra masukan yang terganggu *noise* setelah ditambahkan *stripe* sintetis.

TABEL I
PARAMETER YANG DIGUNAKAN UNTUK EKSPERIMEN

Dataset	Jumlah Citra	Dimensi	Rata-rata PSNR (dB)
LAPAN-A2	6	2.048 × 2.048 × 3	17,162
LAPAN-A3	10	2.044 × 2.047 × 3	15,619

juga dapat digunakan sebagai indikator adanya artefak tambahan karena artefak akan memunculkan struktur baru pada citra sehingga menurunkan nilai SSIM.

Karena pengukuran SSIM membutuhkan citra referensi, pada penelitian ini, alih-alih menggunakan dataset citra LAPAN-A3 yang terganggu *noise*, digunakan dataset citra dengan level *noise* rendah yang direkam oleh satelit LAPAN-A2 sebagai referensi. Kemudian, citra terganggu *noise* sintetis dibuat dengan menambahkan *noise* acak yang diregangkan untuk membentuk pola garis. Pada akhirnya, citra sintetis ini diteruskan ke algoritma yang diusulkan dan dilakukan pengukuran nilai SSIM antara citra yang dikoreksi dan citra referensi. Contoh citra terganggu *stripe noise* yang dihasilkan secara sintetis ditunjukkan pada Gambar 3.

C. DATASET YANG DIGUNAKAN

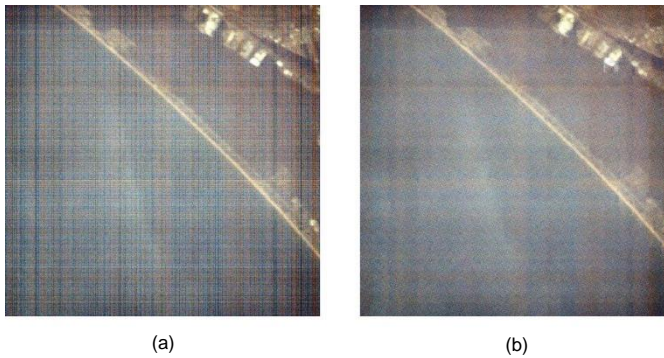
Terdapat dua dataset citra optis yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu LAPAN-A2 and LAPAN-A3. Setiap citra pada kedua dataset tersebut diambil di lokasi dan waktu yang berbeda. Kedua dataset diambil dengan sensor yang identik pada satelit LAPAN-A2 dan LAPAN-A3 dengan resolusi 4,5 m. Citra pada dataset LAPAN-A2 memiliki tingkat *noise* yang lebih rendah (PSNR yang lebih tinggi) dibandingkan dengan dataset citra LAPAN-A3. Oleh karena itu, dataset ini kemudian digunakan sebagai citra referensi ideal saat melakukan pengukuran SSIM. Dataset lainnya, LAPAN-A3, memiliki tingkat *noise* yang lebih tinggi jika diukur menggunakan metrik PSNR dan digunakan untuk mengevaluasi kemampuan metode yang diusulkan dalam mereduksi level *noise*. Atribut dari kedua dataset tersebut disajikan pada Tabel I.

IV. HASIL DAN DISKUSI

Pada bagian ini disajikan hasil evaluasi dari metode yang diusulkan, termasuk kualitas gambar yang dihasilkan. Selain itu, perbandingan kinerja metode yang diusulkan dengan algoritma-algoritma yang telah ada dalam hal kualitas citra terkoreksi dan kecepatan pemrosesan juga dibahas.

A. EVALUASI CITRA SECARA KUALITATIF

Eksperimen pertama dilakukan dengan melewati dataset LAPAN-A3 ke algoritma yang diusulkan untuk menguji kemampuan algoritma dalam menangani citra yang terganggu *noise*. Parameter yang digunakan dalam percobaan ditentukan



Gambar 4. Perbandingan visual citra masukan dan terkoreksi, (a) citra masukan dari dataset LAPAN-A3, (b) citra terkoreksi menggunakan metode yang diusulkan.

TABEL II
PARAMETER YANG DIGUNAKAN UNTUK EKSPERIMEN

Parameter	Simbol	Nilai
Jumlah subbagian	N	500
Lebar filter median maksimum	N_{MF0}	300
Lebar filter rata-rata maksimum	N_{ME0}	300

secara empiris dan disajikan dalam Tabel II. Karena setiap kanal citra uji terdiri atas sekitar empat juta piksel, dalam penelitian ini, pembagian citra menjadi 500 subbagian yang terdiri atas 8.000-10.000 piksel sudah cukup untuk mencakup objek yang berukuran relatif kecil, seperti gumpalan awan dan fitur dari objek buatan manusia. Selain itu, lebar filter global N_{MF0} dan N_{ME0} juga ditetapkan menjadi 300 karena hal ini meminimalkan efek buram (*blur*) pada citra yang dihasilkan.

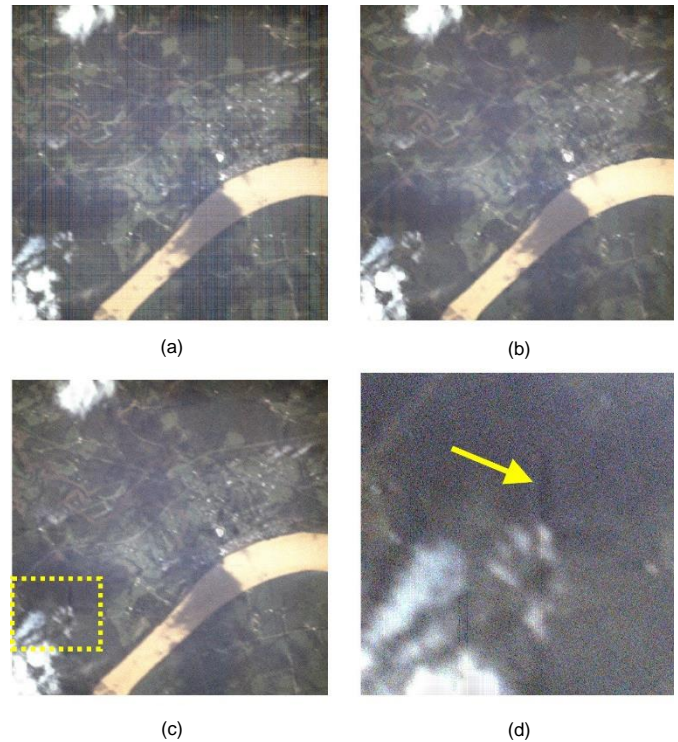
Gambar 4 menunjukkan bahwa algoritma yang diusulkan mampu mengurangi level gangguan *noise* pada citra yang dikoreksi. Efek garis yang umumnya terdapat pada citra masukan (Gambar 4(a)) berkurang pada citra terkoreksi (Gambar 4(b)). Hasil ini dapat digunakan untuk memverifikasi bahwa algoritma yang diusulkan berkinerja baik berdasarkan inspeksi visual.

Karena lebar filter dari metode yang diusulkan, N_{MF} dan N_{ME} , berubah secara adaptif, ditemukan bahwa citra yang dihasilkan tidak sensitif terhadap artefak tambahan yang umum ditemukan dalam implementasi filter statistik dengan lebar konstan. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5, algoritma yang diusulkan memberikan hasil yang lebih baik dalam hal ketiadaan artefak dibandingkan dengan metode yang ada pada penelitian sebelumnya [15]. Gambar 5(a) memperlihatkan sebuah citra masukan dari dataset LAPAN-A3, sedangkan Gambar 5(b) merupakan citra yang dikoreksi menggunakan lebar filter yang adaptif dari metode yang diusulkan. Gambar 5(c) menunjukkan citra yang dikoreksi menggunakan lebar filter konstan, $N_{MF} = 300$ dan $N_{ME} = 300$. Area kotak kuning pada Gambar 5(c) diperbesar dan diperlihatkan pada Gambar 5(d), yang menunjukkan adanya artefak tambahan (ditandai oleh panah kuning).

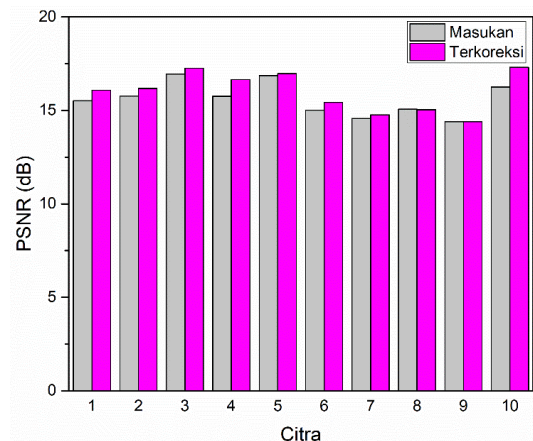
B. PENILAIAN KUALITAS CITRA KUANTITATIF

Untuk mengukur secara kuantitatif kinerja algoritma yang diusulkan dalam mereduksi level *noise*, dihitung PSNR masing-masing pada citra masukan dan citra terkoreksi dari dataset LAPAN-A3, dan kemudian hasilnya dibandingkan.

Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa penerapan algoritma yang diusulkan meningkatkan nilai PSNR pada hampir semua citra yang dikoreksi. Hal ini menunjukkan bahwa metode tersebut telah mampu berfungsi dengan baik dalam mereduksi level *noise*.



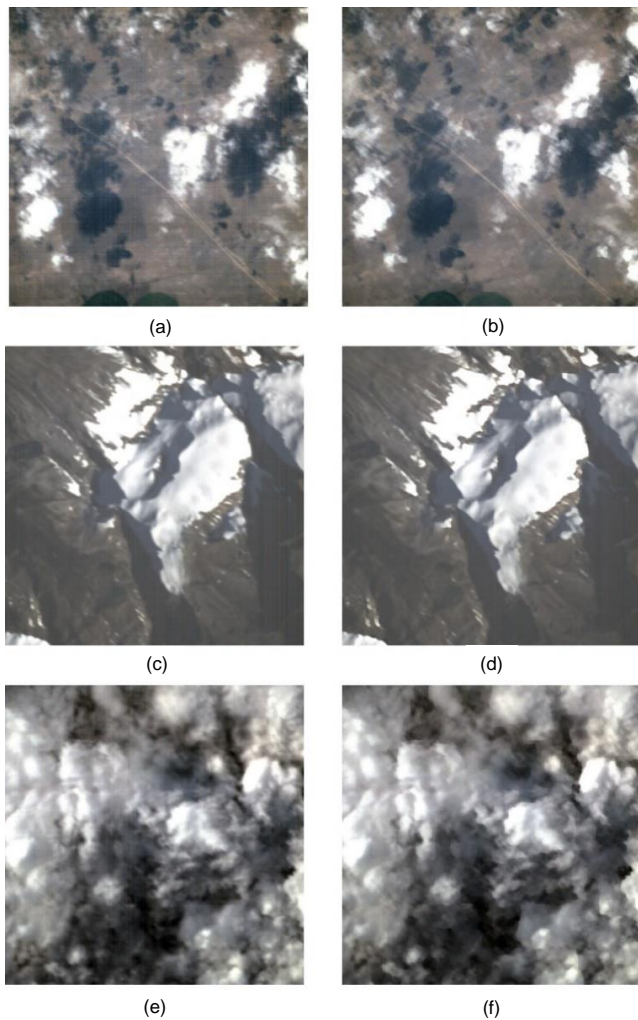
Gambar 5. Perbandingan visual citra masukan dan terkoreksi dengan lebar filter divariasikan, (a) citra masukan, (b) citra terkoreksi menggunakan lebar filter yang adaptif, (c) citra terkoreksi menggunakan lebar filter konstan, (d) area kotak kuning yang diperbesar.



Gambar 6. Perbandingan nilai PSNR antara citra masukan yang terganggu *noise* dan citra terkoreksi oleh metode yang diusulkan menggunakan dataset LAPAN-A3.

Peningkatan PSNR terbesar ditemukan pada citra terkoreksi “Citra 10” dengan peningkatan sebesar 6,46%, sementara PSNR dari “Citra 5”, “Citra 8”, dan “Citra 9” yang terkoreksi memiliki nilai yang hampir sama dengan citra masukan yang terganggu *noise*. Meskipun metode yang diusulkan tidak efektif untuk kasus citra-citra tersebut, pada Gambar 7 terlihat jelas bahwa efek pola garis tampak berkurang, sehingga meningkatkan kualitas visual pada citra versi terkoreksi dari citra-citra tersebut.

Alasan yang paling mungkin untuk kasus khusus ini adalah bahwa evaluasi kualitas visual hanya dengan menggunakan metrik PSNR terkadang tidak cukup. Maka, diperlukan metrik SSIM untuk evaluasi di bagian selanjutnya. Terakhir, berdasarkan perhitungan, nilai rata-rata PSNR dari dataset ini meningkat sebesar 2,46% setelah koreksi, yang mengonfirmasi bahwa algoritma yang diusulkan tidak hanya meningkatkan kualitas visual, tetapi juga mengurangi level gangguan *noise*.

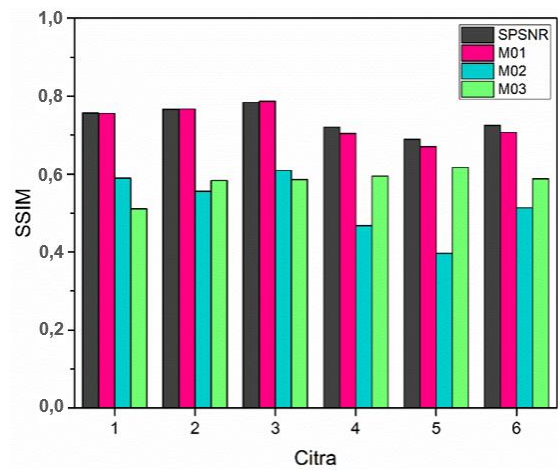


Gambar 7. Perbandingan citra ber-noise dengan citra terkoreksi hasil implementasi algoritma yang diusulkan, (a) versi ber-noise dari "Citra 5", (b) versi terkoreksi dari "Citra 5", (c) versi ber-noise dari "Citra 8", (d) versi terkoreksi dari "Citra 8", (e) versi ber-noise dari "Citra 9", (f) versi terkoreksi dari "Citra 9".

C. PERBANDINGAN KINERJA

Pada bagian ini, disajikan hasil dari pengujian kinerja berdasarkan metrik SSIM dan kecepatan komputasi dari algoritma yang diusulkan, yang dibandingkan dengan tiga metode yang ada. Metode pertama adalah metode reduksi *stripe noise* berbasis filter statistik yang menggunakan lebar filter konstan, seperti yang diperkenalkan [15], yang juga merupakan dasar dari metode yang diusulkan. Metode kedua adalah versi perbaikan dari metode pertama dengan melibatkan skema pembobotan dalam menentukan ukuran filter. Implementasi rinci dari metode kedua dapat ditemukan dalam [16]. Metode terakhir diperkenalkan pada [27], yang menggunakan kerangka dekomposisi miring untuk menghilangkan pola garis miring. Metode ini telah diuji dan berkinerja baik dalam kasus citra Terra MODIS dan Landsat 7. Agar lebih singkat, metode-metode tersebut secara berurutan disebut sebagai "M01", "M02", dan "M03", sedangkan algoritma yang diusulkan menggunakan istilah "SPSNR".

Berdasarkan Gambar 8, algoritma SPSNR yang diusulkan secara umum lebih baik daripada metode lain dalam hal menghasilkan citra terkoreksi yang akurat. Terlihat bahwa akurasi yang dihasilkan oleh SPSNR yang diukur melalui nilai SSIM berkisar antara 0,67 hingga 0,78, sedangkan pesaingnya hanya menghasilkan SSIM antara 0,39 hingga 0,77. Dengan menghitung PSNR rata-rata dari keseluruhan citra, akurasi



Gambar 8. Perbandingan nilai SSIM antara citra masukan dan citra hasil koreksi menggunakan metode yang berbeda.

TABEL III
 PERBANDINGAN KECEPATAN KOMPUTASI

Citra	Kecepatan Komputasi (s)			
	SPSNR	M01	M02	M03
1	6,969	1,301	272,660	640,158
2	6,075	1,311	275,714	636,838
3	6,001	1,310	269,016	623,430
4	6,017	1,307	261,363	662,966
5	7,155	1,300	261,697	695,480
6	6,018	1,312	260,583	707,909
Rata-rata	6,372	1,307	266,839	661,130

tertinggi sebesar 0,74 dihasilkan oleh SPSNR, diikuti oleh M01, M03, dan M02, dengan akurasi masing-masing sebesar 0,73, 0,58, dan 0,52.

Dalam penelitian ini, pengujian kecepatan telah dilakukan pada komputer dengan sistem operasi Windows 11 yang dilengkapi dengan prosesor Intel® Xeon W-2223 8 CPU @ 3.60 GHz dan RAM sebesar 64 GB. Dengan melihat Tabel III, terlihat jelas bahwa metode berbasis statistik tradisional (M01) lebih unggul dibandingkan metode lain dengan kecepatan rata-rata hanya 1,3 detik. Kondisi ini wajar karena metode M01 tidak melakukan langkah prapemrosesan seperti yang dilakukan SPSNR, M02, dan M03. Durasi komputasi yang lama pada SPSNR terutama disebabkan oleh tahap segmentasi *superpixel*, sedangkan kinerja yang lambat pada M02 diakibatkan oleh proses pembobotan piksel untuk menentukan ukuran filter. Hasil yang paling mengejutkan adalah bahwa M03 hampir 103 kali lebih lambat dari metode yang diusulkan. Hal ini terjadi karena M03 melakukan perhitungan *sparsity* grup besar-besaran, yang membutuhkan beban komputasi tinggi. Terakhir dan tak kalah penting, dengan membandingkan M02 dan SPSNR, ditemukan bahwa SPSNR jauh lebih unggul dengan nilai akselerasi sebesar 41,87.

Berdasarkan perbandingan SSIM pada Gambar 8, juga dapat disimpulkan bahwa M02 dan M03 memiliki kinerja yang kurang memuaskan dalam kasus *dataset* LAPAN-A2. Ada dua kemungkinan penyebab rendahnya nilai SSIM pada citra terkoreksi oleh metode-metode tersebut. Pertama, karakteristik citra masukan yang digunakan dalam eksperimen yang diusulkan mungkin tidak cukup cocok untuk membuat metode-metode tersebut bekerja dengan baik. Kedua, penggunaan parameter yang tidak tepat juga dapat menjadi alasan lain karena penelitian ini langsung menggunakan nilai yang disediakan dalam makalah referensi. Oleh karena itu, skema

penyetelan diperlukan untuk penggunaan lebih lanjut dari metode-metode tersebut.

V. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, telah diusulkan sebuah algoritma baru untuk mereduksi *stripe noise* dengan mengombinasikan segmentasi *superpixel* dan filter berbasis statistik. Algoritma ini telah diuji menggunakan citra satelit yang direkam oleh satelit LAPAN-A2 dan LAPAN-A3 dan kinerjanya telah dibandingkan dengan tiga metode yang sudah ada dalam hal kualitas citra dan kecepatan komputasi. Berdasarkan hasil eksperimen, algoritma yang diusulkan terbukti mampu meningkatkan kualitas citra sebesar 2,46% dan memiliki kecepatan eksekusi sekitar 42-103 kali lebih cepat dibandingkan dengan pesaingnya. Secara konsep, algoritma yang diusulkan dapat digunakan untuk mengurangi efek *stripe noise* pada berbagai jenis citra, tetapi disarankan untuk melakukan penyetelan parameter yang tepat.

KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan tidak memiliki konflik kepentingan.

KONTRIBUSI PENULIS

Konseptualisasi, Kamirul dan Khairunnisa; metodologi, Kamirul, Khairunnisa, dan Agus Herawan; perangkat lunak, Kamirul dan Dicka Ariptian Rahayu; validasi, Ega Asti Anggari, Moedji Soedjarwo, dan Chusnul Tri Judianto; analisis formal, Kamirul; investigasi, Khairunnisa; sumber daya, Dicka Ariptian Rahayu; kurasi data, Kamirul dan Dicka Ariptian Rahayu; penulis—penyusunan draf asli, Kamirul; penulis—tinjauan dan pengeditan, Khairunnisa; visualisasi, Khairunnisa; supervisi, Chusnul Tri Judianto; administrasi proyek, Kamirul.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Pusat Riset Teknologi Satelit – Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN) yang telah menyediakan *dataset* LAPAN-A2 dan LAPAN-A3.

REFERENSI

- [1] D. Wang dkk., "SSRNet: In-Field Counting Wheat Ears Using Multi-Stage Convolutional Neural Network," *IEEE Trans. Geosci., Remote Sens.*, Vol. 60, hal. 1–11, 2022, doi: 10.1109/TGRS.2021.3093041.
- [2] X. Zhang dkk., "Convective Clouds Extraction From Himawari-8 Satellite Images Based on Double-Stream Fully Convolutional Networks," *IEEE Geosci., Remote Sens. Lett.*, Vol. 17, No. 4, hal. 553–557, Apr. 2020, doi: 10.1109/LGRS.2019.2926402.
- [3] S. Lee dan D. Shin, "On-Orbit Camera Misalignment Estimation Framework and Its Application to Earth Observation Satellite," *Remote Sens.*, Vol. 7, No. 3, hal. 3320–3346, Mar. 2015, doi:10.3390/rs70303320.
- [4] F.J. Meyer, J.B. Nicoll, dan A.P. Doulgeris, "Correction and Characterization of Radio Frequency Interference Signatures in L-Band Synthetic Aperture Radar Data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, Vol. 51, No. 10, hal. 4961–4972, Okt. 2013, doi: 10.1109/TGRS.2013.2252469.
- [5] L. Zhuang dan M.K. Ng, "Cross-Track Illumination Correction for Hyperspectral Pushbroom Sensors Using Total Variation and Sparsity Regularization," *2020 IEEE 11th Sensor Array, Multichannel Signal Process. Workshop (SAM)*, 2020, hal. 1–5, doi: 10.1109/SAM48682.2020.9104285.
- [6] M. Amrouche, H. Carfantan, J. Idier, dan V. Martin, "Statistical Dstriping of Pushbroom-Type Images Based on an Affine Detector Response," *IEEE Trans. Geosci., Remote Sens.*, Vol. 60, hal. 1–14, Jul. 2022, doi: 10.1109/TGRS.2022.3195092.
- [7] B. Zhang dkk., "Hyperspectral Image Stripe Detection and Correction Using Gabor Filters and Subspace Representation," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, Vol. 19, hal. 1–5, 2022, doi: 10.1109/LGRS.2021.3061541.
- [8] Q. Wang, X. Ding, X. Tong, dan P.M. Atkinson, "Real-Time Spatiotemporal Spectral Unmixing of MODIS Images," *IEEE Trans. Geosci., Remote Sens.*, Vol. 60, hal. 1–16, 2022, doi: 10.1109/TGRS.2021.3108540.
- [9] W. Teng dkk., "Classifier-Constrained Deep Adversarial Domain Adaptation for Cross-Domain Semisupervised Classification in Remote Sensing Images," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, Vol. 17, No. 5, hal. 789–793, Mei 2020, doi: 10.1109/LGRS.2019.2931305.
- [10] Y. Chang, L. Yan, T. Wu, dan S. Zhong, "Remote Sensing Image Stripe Noise Removal: From Image Decomposition Perspective," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, Vol. 54, No. 12, hal. 7018–7031, Des. 2016, doi: 10.1109/TGRS.2016.2594080.
- [11] Q. Zeng, H. Qin, X. Yan, dan H. Zhou, "Fourier Spectrum Guidance for Stripe Noise Removal in Thermal Infrared Imagery," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, Vol. 17, No. 6, hal. 1072–1076, Jun. 2020, doi: 10.1109/LGRS.2019.2938822.
- [12] M. Li dkk., "A Novel Stripe Noise Removal Model for Infrared Images," *Sensors*, Vol. 22, No. 8, hal. 1–22, Apr. 2022, doi: 10.3390/s22082971.
- [13] J. Lin, H. Zuo, Y. Ye, dan X. Liao, "Histogram-Based Autoadaptive Filter for Dstriping NDVI Imagery Acquired by UAV-Loaded Multispectral Camera," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, Vol. 16, No. 4, hal. 648–652, Apr. 2019, doi: 10.1109/LGRS.2018.2877728.
- [14] S. Banerjee dan P. Shanmugam, "An Improved Method for Dstriping of VIIRS Day/Night Band Images," *IEEE Access*, Vol. 10, hal. 82164–82184, Jul. 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3194053.
- [15] Kamirul, P.R. Hakim, dan S. Salaswati, "Statistical-Based Stripe Noise Correction on LAPAN Microsatellite Imagery," *2018 IEEE Int. Conf. Aerosp. Electron. Remote Sens. Technol. (ICARES)*, 2018, hal. 72–77, doi: 10.1109/ICARES.2018.8547079.
- [16] Kamirul, P.R. Hakim, dan W. Hasbi, "An Adaptive Stripe Noise Removal Algorithm for Optical Satellite Imagery," *2019 IEEE Int. Conf. Aerosp. Electron., Remote Sens. Technol. (ICARES)*, 2019, hal. 1–7, doi: 10.1109/ICARES.2019.8914344.
- [17] S. Subudhi, R.N. Patro, P.K. Biswal, dan F. Dell'Acqua, "A Survey on Superpixel Segmentation as a Preprocessing Step in Hyperspectral Image Analysis," *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ., Remote Sens.*, Vol. 14, hal. 5015–5035, Apr. 2021, doi: 10.1109/JSTARS.2021.3076005.
- [18] L. Yang dkk., "Semisupervised Hyperspectral Image Classification via Superpixel-Based Graph Regularization with Local and Nonlocal Features," *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ., Remote Sens.*, Vol. 15, hal. 6645–6658, Jul. 2022, doi: 10.1109/JSTARS.2022.3191692.
- [19] T. Ince, "Superpixel-Based Graph Laplacian Regularization for Sparse Hyperspectral Unmixing," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, Vol. 19, hal. 1–5, 2022, doi: 10.1109/LGRS.2020.3027055.
- [20] M.-Y. Liu, O. Tuzel, S. Ramalingam, dan R. Chellappa, "Entropy-Rate Clustering: Cluster Analysis via Maximizing a Submodular Function Subject to a Matroid Constraint," *IEEE Trans. Pattern Anal., Mach. Intell.*, Vol. 36, No. 1, hal. 99–112, Jan. 2014, doi: 10.1109/TPAMI.2013.107.
- [21] J. Shen, Y. Du, W. Wang, dan X. Li, "Lazy Random Walks for Superpixel Segmentation," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 23, No. 4, hal. 1451–1462, Apr. 2014, doi: 10.1109/TIP.2014.2302892.
- [22] A. Levishtein dkk., "TurboPixels: Fast Superpixels Using Geometric Flows," *IEEE Trans. Pattern Anal., Mach. Intell.*, Vol. 31, No. 12, hal. 2290–2297, Des. 2009, doi: 10.1109/TPAMI.2009.96.
- [23] Y. Yuan, Z. Zhu, H. Yu, dan W. Zhang, "Watershed-Based Superpixels with Global and Local Boundary Marching," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 29, hal. 7375–7388, Jun. 2020, doi: 10.1109/TIP.2020.3002078.
- [24] R. Achanta dkk., "SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods," *IEEE Trans. Pattern Anal., Mach. Intell.*, Vol. 34, No. 11, hal. 2274–2282, Nov. 2012, doi: 10.1109/TPAMI.2012.120.
- [25] Y.-J. Liu, M. Yu, B.-J. Li, dan Y. He, "Intrinsic Manifold SLIC: A Simple and Efficient Method for Computing Content-Sensitive Superpixels," *IEEE Trans. Pattern Anal., Mach. Intell.*, Vol. 40, No. 3, hal. 653–666, Mar. 2018, doi: 10.1109/TPAMI.2017.2686857.
- [26] Y. Zhou, L. Ju, dan S. Wang, "Multiscale Superpixels and Supervoxels Based on Hierarchical Edge-Weighted Centroidal Voronoi Tessellation," *2015 IEEE Winter Conf. Appl. Comput. Vis.*, 2015, hal. 1076–1083, doi: 10.1109/WACV.2015.148.
- [27] J. Wang dkk., "A Sheared Low-Rank Model for Oblique Stripe Removal," *Appl. Math. Comput.*, Vol. 360, hal. 167–180, Nov. 2019, doi: 10.1016/j.amc.2019.03.066.