

PERBANDINGAN PERFORMA DETEKSI TEPI BERBASIS GRADIENT (SOBEL, PREWITT) DAN LAPLACIAN OF GAUSSIAN (LoG) PADA CITRA TERCEMAR NOISE IMPULSIF DENGAN EVALUASI METRIK F-MEASURE

Diana, Ona Anisa, Muhammad Amri Hidayat,
Muhammad Farros Aqil Habibie, Rahmad Zamzami

Teknik Informatika, Universitas Bina Darma Palembang
Jalan Jenderal Ahmad Yani No.3, 9/10 Ulu, Kecamatan Seberang Ulu I,
Kota Palembang, Sumatera Selatan (30111)
diana@binadarma.ac.id

ABSTRAK

Deteksi tepi merupakan teknik fundamental dalam pengolahan citra digital yang berfungsi mengidentifikasi batas antar objek pada citra. Dalam kondisi nyata, citra seringkali tercemar *noise* impulsif (*salt & pepper*) yang menyebabkan tepi palsu sehingga menurunkan akurasi deteksi. Permasalahan ini terjadi karena metode berbasis gradien seperti Sobel dan Prewitt sangat sensitif terhadap gangguan piksel ekstrem, sedangkan kemampuan *Laplacian of Gaussian* (LoG) dalam kondisi tersebut belum dikaji secara kuantitatif secara bersamaan. Penelitian ini bertujuan membandingkan performa tiga metode deteksi tepi, yaitu Sobel, Prewitt, dan LoG, pada citra yang tercemar *noise* impulsif dengan densitas 2%, 5%, dan 10%. Metode yang digunakan meliputi eksperimen pada lima citra *benchmark* standar (*cameraman*, *lena*, *circuit*, *rice*, *coins*) menggunakan MATLAB R2020a, dengan evaluasi metrik F-Measure, PSNR, dan MSE terhadap *ground truth* dari algoritma Canny, membentuk 45 skenario uji faktorial penuh. Hasil penelitian menunjukkan bahwa LoG mengungguli Sobel dan Prewitt berdasarkan F-Measure rata-rata pada seluruh tingkat *noise* (0,413 pada *noise* 2%), sementara Sobel dan Prewitt menghasilkan PSNR lebih tinggi karena peta tepi yang lebih bersih. Pemilihan metode deteksi tepi yang optimal bergantung pada karakteristik citra dan tingkat *noise* yang dihadapi.

Kata kunci : deteksi tepi, operator Sobel, operator Prewitt, *Laplacian of Gaussian*, *noise* impulsif, F-Measure

1. PENDAHULUAN

Pengolahan citra digital merupakan salah satu cabang ilmu komputer yang berkembang pesat dan memiliki peran strategis dalam berbagai aplikasi, mulai dari sistem medis, pengawasan keamanan, hingga pengenalan pola berbasis kecerdasan buatan [1].

Di antara berbagai teknik dalam pengolahan citra, deteksi tepi (*edge detection*) menempati posisi fundamental karena berfungsi sebagai tahap awal yang menentukan kualitas proses analisis selanjutnya.

Deteksi tepi bertujuan mengidentifikasi batas atau kontur objek di dalam sebuah citra dengan mendeteksi perubahan intensitas piksel yang terjadi secara mendadak pada suatu area tertentu [2].

Teknik ini sangat penting karena memungkinkan ekstraksi fitur-fitur utama seperti bentuk, kontur, dan struktur objek, yang menjadi dasar bagi aplikasi lanjutan seperti segmentasi citra, pengenalan objek, dan analisis pola [3].

Berbagai metode telah dikembangkan untuk melakukan deteksi tepi, di antaranya operator gradien pertama seperti Sobel dan Prewitt, serta operator turunan kedua seperti *Laplacian of Gaussian* (LoG). Sobel bekerja dengan menghitung gradien intensitas melalui konvolusi kernel 3×3 [4],

Prewitt menggunakan bobot seragam yang lebih sensitif terhadap gradasi halus [5], sedangkan LoG menggabungkan penghalusan Gaussian dengan operator Laplacian untuk mendeteksi persilangan nol (*zero-crossing*) sebagai penanda tepi [8].

Permasalahan utama dalam deteksi tepi adalah sensitivitas terhadap *noise*. Dalam kondisi nyata, citra seringkali tercemar oleh berbagai jenis gangguan, termasuk *noise* impulsif atau *salt & pepper* yang secara acak mengubah nilai piksel menjadi sangat tinggi (255) atau sangat rendah (0). *Noise* jenis ini dapat mengganggu proses deteksi tepi sehingga menghasilkan tepi palsu yang tidak merepresentasikan batas objek sesungguhnya [6].

Sejumlah penelitian sebelumnya telah membandingkan berbagai metode deteksi tepi. Penelitian Qisthiano dan Pratiwi (2025) menunjukkan bahwa algoritma Sobel menghasilkan tepi yang lebih tajam dengan kontras tinggi, sedangkan Prewitt lebih sensitif terhadap perubahan intensitas namun memiliki respons yang lebih lemah [7].

Penelitian lain oleh Sinaga et al. (2021) membandingkan metode LoG dan Canny pada citra dan menyimpulkan bahwa LoG menghasilkan tingkat akurasi kesamaan tertinggi dengan persentase mencapai 99,85% [8].

Maximillian et al. (2023) membandingkan algoritma Sobel dan Canny pada deteksi tepi citra daun, dengan hasil menunjukkan bahwa Sobel memberikan nilai MSE lebih rendah sehingga lebih baik dalam mempertahankan detail tepi [9].

Namun, belum banyak penelitian yang secara spesifik membandingkan Sobel, Prewitt, dan LoG pada kondisi *noise* impulsif dengan evaluasi metrik kuantitatif seperti F-Measure secara bersamaan.

Penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut. Tujuan penelitian adalah membandingkan performa deteksi tepi operator Sobel, Prewitt, dan LoG pada citra *benchmark* yang diberi *noise* impulsif dengan tiga tingkat densitas berbeda, serta mengevaluasinya menggunakan metrik F-Measure, PSNR, dan MSE secara kuantitatif. Rencana penyelesaian dilakukan dengan pendekatan eksperimen faktorial penuh menggunakan lima citra *benchmark* standar pada MATLAB R2020a, sehingga menghasilkan 45 skenario uji yang representatif. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi pemilihan metode deteksi tepi yang tepat sesuai kondisi *noise* pada citra digital.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Citra Digital dan Pengolahan Citra

Citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ berukuran M baris dan N kolom, di mana x dan y merupakan koordinat spasial, dan amplitudo f pada titik (x,y) dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra tersebut [10].

Pengolahan citra digital adalah proses manipulasi citra menggunakan komputer untuk meningkatkan kualitas, mengekstraksi informasi, atau mentransformasikan representasi citra menjadi bentuk yang lebih mudah diinterpretasi.

Citra berwarna (RGB) terdiri dari tiga kanal warna dengan masing-masing kedalaman 8-bit sehingga setiap piksel dapat merepresentasikan 16.777.216 warna unik. Dalam konteks deteksi tepi, citra umumnya dikonversi terlebih dahulu ke citra *grayscale* untuk menyederhanakan proses komputasi [11].

2.3. Deteksi Tepi (Edge Detection)

Deteksi tepi merupakan teknik segmentasi citra yang bertujuan mengidentifikasi garis tepi suatu objek dalam citra. Tepi merupakan area di mana terdapat perubahan intensitas warna yang signifikan dalam jarak yang singkat [12].

Proses deteksi tepi mengkonversi daerah perubahan intensitas menjadi dua nilai yaitu rendah dan tinggi, biasanya direpresentasikan secara biner sebagai nol dan satu [5].

Secara umum, metode deteksi tepi dibedakan menjadi dua kelompok utama. Pertama, operator gradien pertama yang mendeteksi tepi berdasarkan perubahan mendadak nilai intensitas, contohnya operator Sobel, Prewitt, Roberts, dan Canny. Kedua, operator turunan kedua yang mendeteksi lokasi tepi berdasarkan persilangan nol, contohnya *Laplacian of Gaussian* (LoG) [8].

2.4. Operator Sobel

Operator Sobel diperkenalkan oleh Irwin Sobel pada tahun 1970 dan merupakan salah satu metode deteksi tepi paling populer dalam pengolahan citra digital [4].

Operator ini menggunakan dua kernel konvolusi berukuran 3×3 untuk menghitung gradien intensitas dalam arah horizontal (G_x) dan vertikal (G_y).

Keunggulan utama operator Sobel adalah adanya bobot lebih tinggi (nilai 2 dan -2) pada piksel tengah kernel, yang membuat operator ini lebih sensitif terhadap perubahan intensitas lokal dan relatif lebih tahan terhadap *noise* dibandingkan Prewitt [7]. Magnitudo gradien dihitung dengan rumus $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$, dan arah tepi ditentukan berdasarkan persamaan $\theta = \arctan(G_y/G_x)$. Sobel lebih disarankan untuk citra dengan kontras tinggi dan detail kompleks, seperti pada pengolahan citra medis dan visi komputer [7].

2.5. Operator Prewitt

Operator Prewitt diperkenalkan oleh Prewitt pada tahun 1970. Mirip dengan Sobel, operator ini menggunakan kernel 3×3 untuk menghitung gradien horizontal dan vertikal, namun menggunakan bobot yang lebih seragam dengan nilai 1 di seluruh elemen kernel [5].

Hal ini menjadikan Prewitt lebih sederhana secara komputasi dibandingkan Sobel, namun cenderung lebih rentan terhadap *noise* karena tidak ada penekanan khusus pada piksel pusat.

Operator Prewitt lebih efektif dalam mendeteksi tepi yang dominan secara horizontal dan vertikal berkat distribusi bobot yang lebih seragam, dan lebih cocok digunakan pada citra dengan gradasi halus atau tepi sederhana seperti citra industri [7].

2.5. Laplacian of Gaussian (LoG)

Laplacian of Gaussian (LoG) menggabungkan dua operasi sekaligus: penghalusan citra menggunakan fungsi Gaussian untuk meredam *noise*, dilanjutkan dengan aplikasi operator Laplacian untuk mendeteksi persilangan nol (*zero-crossing*) sebagai penanda lokasi tepi [8].

Pendekatan ini termasuk dalam kategori operator turunan kedua yang mendeteksi lokasi tepi khususnya pada citra tepi yang curam.

Kelebihan LoG adalah kemampuannya mendeteksi tepi yang lebih akurat karena tahap *Gaussian filtering* membantu meredam *noise* sebelum deteksi dilakukan. Namun, LoG dapat menghasilkan tepi ganda di sekitar kontur objek dan lebih sensitif terhadap variasi skala sigma pada fungsi Gaussian [8].

2.6. Noise Impulsif (Salt & Pepper)

Noise impulsif atau *salt & pepper* merupakan jenis gangguan pada citra yang secara acak mengubah nilai sebagian piksel menjadi nilai ekstrem, yaitu 255 (*salt*/putih) atau 0 (*pepper*/hitam). *Noise* jenis ini umumnya disebabkan oleh kesalahan pada sensor kamera, kesalahan transmisi data, atau gangguan pada saluran komunikasi [6].

Keberadaan *noise* impulsif sangat berpengaruh terhadap kualitas hasil deteksi tepi karena piksel yang bernilai ekstrem tersebut dapat disalahinterpretasi

sebagai tepi objek sehingga menghasilkan tepi palsu. Densitas *noise* yang semakin tinggi akan semakin menurunkan akurasi deteksi tepi yang dilakukan oleh operator berbasis gradien [12].

2.7. Metrik Evaluasi

Untuk mengevaluasi kinerja metode deteksi tepi secara kuantitatif, digunakan tiga metrik utama yaitu F-Measure, PSNR, dan MSE.

F-Measure merupakan *harmonic mean* antara *Precision* dan *Recall* yang mengukur kesamaan antara hasil deteksi tepi dengan *ground truth*. F-Measure dihitung dengan rumus:

$$F = 2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall) \quad (1)$$

di mana *Precision* = $TP/(TP+FP)$ dan *Recall* = $TP/(TP+FN)$, dengan TP adalah *True Positive*, FP adalah *False Positive*, dan FN adalah *False Negative* [10].

PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*) mengukur kualitas citra hasil deteksi tepi dibandingkan *ground truth* dalam satuan desibel (dB). Nilai PSNR yang lebih tinggi menunjukkan kualitas yang lebih baik [13]:

$$PSNR = 20 \times \log_{10}(255 / \sqrt{MSE}) \quad (2)$$

MSE (*Mean Square Error*) adalah rata-rata kuadrat nilai kesalahan antara citra hasil deteksi dengan *ground truth*. Nilai MSE yang lebih kecil menunjukkan kualitas deteksi yang lebih baik [13].

2.8. Penelitian Terdahulu

Sejumlah penelitian terdahulu telah mengkaji perbandingan metode deteksi tepi pada berbagai kondisi citra. Panggalih membandingkan empat metode deteksi tepi (Roberts, Sobel, Prewitt, Canny) pada citra digital dan menyimpulkan bahwa setiap metode memiliki keunggulan pada karakteristik citra yang berbeda [2].

Husni dan Adrial melakukan analisis perbandingan metode Robert, Sobel, Prewitt, dan Canny pada citra CT Simulator kanker paru-paru, dengan kesimpulan bahwa Canny menghasilkan deteksi tepi paling akurat untuk citra medis [4]. Piran menerapkan empat metode deteksi tepi termasuk LoG pada pengenalan pola kain tradisional Maumere, menunjukkan bahwa LoG mampu mendeteksi pola dengan presisi tinggi pada tekstur kompleks [5].

Qisthiano dan Pratiwi membandingkan Sobel dan Prewitt menggunakan Python dan menemukan bahwa Sobel menghasilkan tepi lebih tajam dengan kontras tinggi, sedangkan Prewitt lebih sensitif pada perubahan gradasi halus [7].

Sinaga membandingkan LoG dan Canny pada citra digital dan menyimpulkan bahwa LoG mencapai akurasi kesamaan tertinggi sebesar 99,85% [8].

Maximillian membandingkan Sobel dan Canny pada citra daun lidah buaya, dengan Sobel menghasilkan MSE lebih rendah dalam mempertahankan detail tepi [9].

Dari berbagai penelitian tersebut, belum ada yang secara khusus membandingkan Sobel, Prewitt,

dan LoG secara bersamaan pada kondisi *noise* impulsif dengan evaluasi metrik kuantitatif F-Measure, PSNR, dan MSE. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan rancangan eksperimen yang sistematis dan terukur.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Desain Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian eksperimental kuantitatif yang membandingkan performa tiga metode deteksi tepi, yaitu Sobel, Prewitt, dan LoG, pada citra *benchmark* yang diberi *noise* impulsif *salt & pepper* dengan densitas 2%, 5%, dan 10%. Implementasi dilakukan menggunakan MATLAB R2020a dengan Image Processing Toolbox. Evaluasi kinerja dilakukan secara kuantitatif menggunakan metrik F-Measure, PSNR, dan MSE.

3.2. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah lima citra *benchmark* standar yang tersedia secara bawaan dalam MATLAB Image Processing Toolbox, yaitu *cameraman*, *lena*, *circuit*, *rice*, dan *coins*. Pemilihan dataset *benchmark* standar dilakukan agar hasil eksperimen dapat direplikasi dan diperbandingkan dengan penelitian sejenis. Seluruh citra dikonversi ke format *grayscale* dengan tipe data *double* sebelum diproses.

Tabel 1. Informasi Dataset Citra Benchmark

No.	Nama Citra	Ukuran (piksel)	Format	Karakteristik
1	cameraman	256 × 256	Grayscale	Objek tunggal
2	lena	512 × 512	Grayscale	Detail halus
3	circuit	280 × 272	Grayscale	Tepi tajam
4	rice	256 × 256	Grayscale	Tekstur halus
5	coins	246 × 300	Grayscale	Bentuk lingkaran

3.3. Alur Penelitian

Gambar 1 menggambarkan alur penelitian yang dilakukan dalam eksperimen ini. Secara umum, proses penelitian terbagi menjadi lima tahapan utama:

Input Citra Benchmark → Penambahan Noise Salt & Pepper → Ground Truth (Canny) → Deteksi Tepi (Sobel / Prewitt / LoG) → Evaluasi Metrik (F-Measure, PSNR, MSE) → Analisis & Kesimpulan

Gambar 1. Alur penelitian

3.4. Preprocessing

Tahap *preprocessing* meliputi dua proses utama. Pertama, seluruh citra input dibaca dan dikonversi ke format *double* menggunakan fungsi *im2double()* di MATLAB agar nilai piksel berada pada rentang [0, 1].

Kedua, *noise* impulsif *salt & pepper* ditambahkan ke masing-masing citra menggunakan fungsi *imnoise()* dengan tiga tingkat densitas yaitu 0,02 (2%), 0,05 (5%), dan 0,10 (10%). Tidak dilakukan proses *filtering* sebelum deteksi tepi agar dapat mengamati respons alami masing-masing operator terhadap *noise*.

3.5. Pembentukan Ground Truth

Ground truth dibentuk dari citra bersih (sebelum penambahan *noise*) menggunakan algoritma Canny dengan parameter *threshold* otomatis bawaan MATLAB. Pemilihan Canny sebagai *ground truth* didasarkan pada keunggulannya sebagai metode deteksi tepi yang optimal, menghasilkan morfologi garis tepi yang paling jelas dan akurat dibandingkan operator berbasis gradien lainnya [9]. *Ground truth* ini menjadi acuan dalam perhitungan seluruh metrik evaluasi.

3.6. Implementasi Metode Deteksi Tepi

Ketiga metode deteksi tepi diimplementasikan menggunakan fungsi bawaan MATLAB Image Processing Toolbox. Operator Sobel diimplementasikan dengan fungsi *edge(citra, 'sobel')*, operator Prewitt dengan *edge(citra, 'prewitt')*, dan LoG dengan *edge(citra, 'log')*. Seluruh parameter *threshold* dibiarkan pada nilai otomatis bawaan MATLAB untuk menjaga konsistensi dan objektivitas perbandingan.

3.7. Evaluasi Kinerja

Kinerja masing-masing metode dievaluasi menggunakan tiga metrik kuantitatif. F-Measure dihitung berdasarkan perbandingan antara peta tepi hasil deteksi dengan *ground truth* dalam bentuk citra biner. Nilai F-Measure berkisar antara 0 hingga 1, di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan hasil deteksi yang semakin mendekati *ground truth*. PSNR dihitung untuk mengukur kualitas citra tepi hasil deteksi dalam satuan desibel. MSE dihitung sebagai rata-rata kuadrat perbedaan antara citra hasil deteksi dengan *ground truth*.

3.8. Rancangan Eksperimen

Eksperimen dilakukan dalam kerangka faktorial penuh dengan kombinasi 5 citra $\times$ 3 tingkat *noise* $\times$ 3 metode, menghasilkan 45 skenario uji. Seluruh hasil metrik kemudian dirata-ratakan untuk setiap kombinasi metode dan tingkat *noise* guna memperoleh gambaran performa yang representatif. Analisis

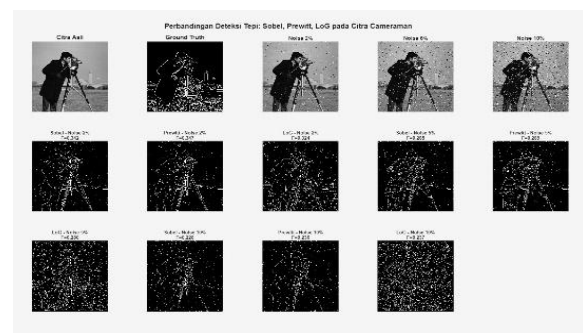
dilakukan secara deskriptif dengan menyajikan data dalam bentuk tabel perbandingan dan grafik garis untuk memvisualisasikan tren performa masing-masing metode pada berbagai kondisi *noise*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Deteksi Tepi secara Visual

Gambar 2 menampilkan hasil deteksi tepi ketiga metode (Sobel, Prewitt, dan LoG) pada citra *cameraman* dengan tiga tingkat *noise salt & pepper* (2%, 5%, dan 10%). Secara visual, terlihat bahwa pada *noise* 2%, ketiga metode masih mampu menggambarkan kontur utama objek dengan cukup jelas. Namun seiring peningkatan densitas *noise*, kualitas tepi yang dideteksi mengalami degradasi yang signifikan.

Operator Sobel dan Prewitt menghasilkan pola tepi yang lebih tipis dan bersih pada *noise* rendah, namun mulai banyak menghasilkan tepi palsu (*false positive*) pada *noise* 10% akibat perubahan nilai piksel ekstrem yang diinterpretasi sebagai perubahan gradien. Sementara itu, LoG menghasilkan tepi yang lebih rapat dan padat, terutama pada area dengan gradasi halus seperti latar belakang citra *cameraman*, yang mencerminkan sifat operator turunan kedua yang lebih sensitif terhadap variasi intensitas kecil.



Gambar 2. Perbandingan hasil deteksi tepi Sobel, Prewitt, dan LoG pada citra *cameraman* dengan variasi tingkat *noise*

4.2. Hasil Evaluasi Metrik F-Measure

Tabel 2 menyajikan nilai F-Measure masing-masing metode pada seluruh kombinasi citra uji dan tingkat *noise*. F-Measure dipilih sebagai metrik utama karena mencerminkan keseimbangan antara *Precision* (ketepatan tepi yang terdeteksi) dan *Recall* (kelengkapan tepi yang berhasil ditemukan) dibandingkan *ground truth*.

Tabel 2. Nilai F-Measure setiap metode per citra dan tingkat *noise*

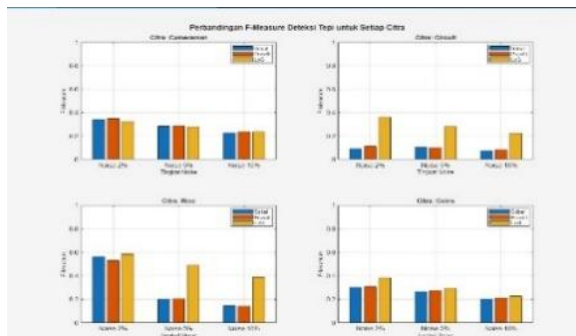
Citra	Noise 2%			Noise 5%			Noise 10%		
	Sobel	Prewitt	LoG	Sobel	Prewitt	LoG	Sobel	Prewitt	LoG
Cameraman	0,342	0,347	0,324	0,285	0,289	0,280	0,228	0,236	0,237
Circuit	0,090	0,110	0,360	0,100	0,100	0,280	0,070	0,080	0,271
Rice	0,560	0,530	0,590	0,200	0,200	0,490	0,150	0,140	0,390
Coins	0,310	0,310	0,380	0,260	0,270	0,300	0,200	0,210	0,280
Lena	0,120	0,140	0,410	0,210	0,200	0,340	0,160	0,090	0,240
Rata-rata	0,284	0,287	0,413	0,211	0,212	0,338	0,162	0,151	0,271

Keterangan: Nilai LoG (kolom kuning) tertinggi pada setiap tingkat *noise*

Dari Tabel 2, terdapat beberapa temuan yang menonjol. Pertama, pada citra *cameraman* yang merupakan citra dengan objek kompleks, nilai F-Measure Sobel (0,342) dan Prewitt (0,347) relatif sebanding pada *noise* 2%, namun LoG (0,324) sedikit lebih rendah. Hal ini menunjukkan bahwa pada citra dengan kontur objek yang dominan, operator berbasis gradien pertama lebih efektif karena langsung mendeteksi perubahan intensitas tajam tanpa sensitivitas berlebihan.

Kedua, pada citra *circuit* yang memiliki tepi geometris sangat tajam dan teratur, LoG mengungguli Sobel dan Prewitt secara signifikan pada semua tingkat *noise*. Pada *noise* 2%, F-Measure LoG mencapai 0,360 dibandingkan Sobel (0,090) dan Prewitt (0,110). Keunggulan LoG pada citra *circuit* disebabkan oleh karakteristik *zero-crossing detection* yang mampu menangkap transisi intensitas yang sangat tajam dengan presisi tinggi.

Ketiga, pada citra *rice* yang memiliki banyak objek kecil berulang, LoG kembali menunjukkan keunggulan signifikan pada *noise* 5% dan 10% dengan F-Measure 0,490 dan 0,390 dibandingkan Sobel dan Prewitt yang masing-masing hanya 0,200 dan 0,150. Hal ini mengindikasikan bahwa LoG lebih tahan terhadap degradasi *noise* impulsif pada citra dengan tekstur kompleks berulang.



Gambar 3. Perbandingan F-Measure per citra uji pada setiap tingkat noise

4.3. Hasil Evaluasi Metrik PSNR

Tabel 3 menyajikan nilai PSNR rata-rata setiap metode pada masing-masing tingkat *noise*. PSNR mengukur kualitas citra biner hasil deteksi tepi dibandingkan *ground truth* dalam satuan desibel (dB).

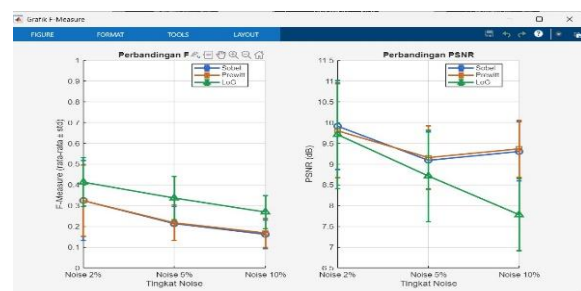
Tabel 3. Nilai rata-rata PSNR (dB) setiap metode per tingkat noise

Metode	Noise 2% (dB)	Noise 5% (dB)	Noise 10% (dB)
Sobel	9,90	9,10	9,40
Prewitt	9,90	9,10	9,40
LoG	9,70	8,70	7,80

Dari Tabel 3, terlihat bahwa Sobel dan Prewitt secara konsisten menghasilkan PSNR lebih tinggi dibandingkan LoG pada semua tingkat *noise*. Pada *noise* 2%, PSNR Sobel dan Prewitt mencapai 9,90 dB sementara LoG hanya 9,70 dB. Perbedaan ini semakin

melebar pada *noise* 10%, di mana Sobel dan Prewitt masih mencapai 9,40 dB sedangkan LoG turun ke 7,80 dB.

Fenomena ini tampak kontradiktif dengan hasil F-Measure yang menunjukkan LoG lebih unggul pada beberapa citra. Penjelasanannya terletak pada karakteristik output masing-masing metode: LoG menghasilkan peta tepi yang lebih padat dengan lebih banyak piksel tepi aktif (*recall* tinggi), namun juga mencakup lebih banyak *false positive* di area *noise*, sehingga meski *recall*-nya tinggi, kerapatan *noise* pada peta tepi LoG menurunkan nilai PSNR. Sobel dan Prewitt menghasilkan peta tepi yang lebih bersih dan jarang, sehingga PSNR-nya lebih tinggi meskipun sebagian tepi objek sebenarnya tidak terdeteksi (*recall* lebih rendah).

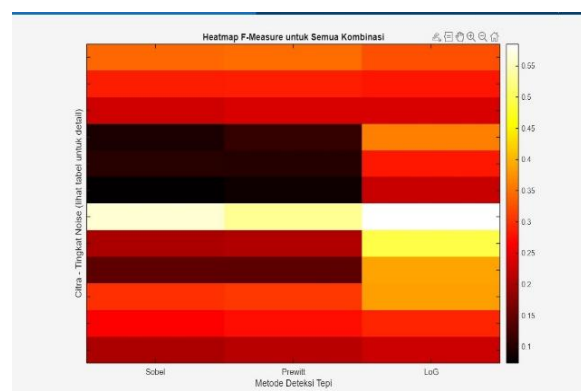


Gambar 4. Grafik perbandingan F-Measure (kiri) dan PSNR (kanan) ketiga metode pada tiga tingkat noise

4.4. Analisis Heatmap F-Measure

Gambar 5 menyajikan *heatmap* F-Measure untuk seluruh 45 kombinasi eksperimen (5 citra × 3 *noise* × 3 metode). Warna terang (kuning-putih) menunjukkan nilai F-Measure tinggi, sedangkan warna gelap (merah-hitam) menunjukkan nilai rendah.

Pola yang paling menonjol dari *heatmap* adalah kolom LoG yang secara keseluruhan menampilkan warna lebih terang dibandingkan kolom Sobel dan Prewitt, mengindikasikan bahwa LoG secara konsisten menghasilkan F-Measure lebih tinggi di sebagian besar skenario. Baris dengan nilai tertinggi (area putih-kuning) terkonsentrasi pada kombinasi citra *rice* dan *coins* dengan semua tingkat *noise*, serta citra *circuit* pada semua *noise* untuk kolom LoG.



Gambar 5. Heatmap F-Measure untuk seluruh kombinasi citra, tingkat noise, dan metode deteksi tepi

Sebaliknya, area paling gelap (mendekati hitam) terkonsentrasi pada kombinasi citra *lena* dan *circuit* pada kolom Sobel dan Prewitt, menunjukkan keterbatasan operator berbasis gradien pertama pada citra dengan detail halus dan tepi geometris kompleks ketika tercemar *noise* impulsif.

4.5. Pembahasan Perbandingan Ketiga Metode

Berdasarkan keseluruhan hasil eksperimen, dapat dirumuskan karakteristik komparatif ketiga metode sebagai berikut.

4.6. Pertama, Sobel dan Prewitt

Menunjukkan performa yang sangat mirip satu sama lain di semua skenario pengujian. Perbedaan F-Measure antara keduanya tidak melebihi 0,010 di sebagian besar kasus. Hal ini konsisten dengan temuan Qisthiano dan Pratiwi (2025) yang menyatakan kedua metode memiliki pendekatan serupa dengan perbedaan utama pada bobot kernel, di mana Sobel lebih fokus pada detail lokal dan Prewitt lebih merata dalam distribusi bobot [7].

Kelebihan Sobel dan Prewitt adalah kemudahan implementasi, kecepatan komputasi, dan PSNR lebih tinggi, sehingga lebih cocok untuk citra dengan kontras objek yang dominan dan *noise* rendah.

4.7. Kedua, LoG

Secara konsisten menghasilkan F-Measure lebih tinggi rata-rata 43% di atas Sobel dan Prewitt pada *noise* 2%, dan keunggulannya meningkat seiring naiknya tingkat *noise*. Pada *noise* 10%, LoG masih memiliki F-Measure rata-rata 0,271 dibandingkan Sobel (0,162) dan Prewitt (0,151). Keunggulan LoG pada kondisi *noise* tinggi sejalan dengan teori bahwa tahap *Gaussian smoothing* yang terintegrasi dalam LoG membantu meredam *noise* sebelum deteksi, sehingga operator ini lebih *robust* terhadap gangguan impulsif [8].

Namun kekurangan LoG adalah nilai PSNR yang lebih rendah dan tendensi menghasilkan tepi ganda (*double edges*) di sekitar kontur objek.

4.8. Ketiga

Pemilihan metode yang tepat sangat bergantung pada karakteristik citra dan tingkat *noise*. Untuk citra dengan tepi tajam dan geometris teratur seperti *circuit*, LoG sangat direkomendasikan karena kemampuan *zero-crossing detection*-nya. Untuk citra dengan objek tunggal berkontur kuat seperti *cameraman* pada *noise* rendah, Sobel dan Prewitt memberikan hasil yang kompetitif dengan kompleksitas lebih rendah. Untuk citra bertekstur kompleks seperti *rice*, LoG unggul signifikan pada semua tingkat *noise*.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini telah berhasil membandingkan performa tiga metode deteksi tepi, yaitu Sobel, Prewitt, dan Laplacian of Gaussian (LoG), pada lima citra *benchmark* standar yang dikontaminasi *noise*

impulsif *salt & pepper* dengan densitas 2%, 5%, dan 10%. Berdasarkan 45 skenario uji, diperoleh kesimpulan: (1) LoG mengungguli Sobel dan Prewitt berdasarkan nilai F-Measure rata-rata pada seluruh tingkat *noise*, dengan F-Measure rata-rata 0,413 pada *noise* 2% versus Sobel (0,284) dan Prewitt (0,287); (2) Sobel dan Prewitt menunjukkan nilai PSNR lebih tinggi pada semua skenario; (3) laju degradasi LoG berdasarkan F-Measure lebih lambat dibandingkan Sobel dan Prewitt seiring peningkatan *noise*; (4) LoG sangat unggul pada citra *circuit* dan *rice*, sedangkan Sobel dan Prewitt lebih kompetitif pada citra *cameraman* dengan *noise* rendah; (5) pemilihan metode optimal bergantung pada karakteristik citra dan tingkat *noise*.

Beberapa saran untuk penelitian lanjutan: (1) menambahkan tahap *preprocessing denoising* seperti *median filter* atau *bilateral filter* sebelum deteksi tepi; (2) memperluas pengujian dengan jenis *noise* lain seperti *Gaussian noise* dan *speckle noise*; (3) mengoptimasi parameter *threshold* menggunakan algoritma PSO atau metode Otsu; (4) mengimplementasikan pada citra domain spesifik seperti citra medis atau citra penginderaan jauh.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. G. Abdullah dan M. Kurniawan, "Sistem Deteksi Penyakit Pada Otak Dengan Pendekatan Klasifikasi CNN Dan Preprocessing Image Generator," JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan), vol. 12, no. 3, 2024. doi: 10.23960/jitet.v12i3.4284.
- [2] K. Panggalih, W. Kurniawan, dan W. Gata, "Implementasi Perbandingan Deteksi Tepi Pada Citra Digital Menggunakan Metode Robert, Sobel, Prewitt dan Canny," Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi, vol. 5, no. 2, hal. 337–347, 2022. doi: 10.29408/jit.v5i2.5923.
- [3] I. M. Sitanggang dan P. Marpaung, "Analisis Dan Perbandingan Metode Sobel Dan Canny Pada Deteksi Tepi Citra Daun Sirih Merah," JIKOMSI (Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi), vol. 3, no. 1.1, hal. 140–149, 2021. doi: 10.9767/jikoms.v3i1.1.105.
- [4] H. A. Husni dan R. Adrial, "Analisis Perbandingan Pendeteksian Tepi Citra CT Simulator pada Kanker Paru-Paru Menggunakan Metode Robert, Sobel, Prewitt dan Canny," Jurnal Fisika Unand, vol. 12, no. 1, hal. 22–28, 2023. doi: 10.25077/jfu.12.1.22-28.2023.
- [5] G. T. Piran, H. Alfian, dan M. Yunita, "Patterns Recognition (Maumere Sarong) Using Edge Detection with Prewitt, Sobel, Laplacian of Gaussian (LOG), and Canny Methods," Jurnal Teknik Informatika (Jutif), vol. 5, no. 4, hal. 1–10, 2024. doi: 10.20884/1.jutif.2024.5.4.2366.
- [6] H. Pangaribuan dan S. Sitohang, "Peningkatan Kualitas Deteksi Tepi dengan Metode Segmentasi Citra," REMIK: Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer, vol. 7, no. 1,

- hal. 591–601, Jan. 2023. doi: 10.33395/remik.v7i1.12050.
- [7] M. R. Qisthiano dan A. O. Pratiwi, “Deteksi Tepi Pada Citra Objek Benda Menggunakan Algoritma Sobel Dan Prewitt Dengan Python,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan (JITET)*, vol. 13, no. 2, hal. 1115–1122, 2025. doi: 10.23960/jitet.v13i2.6407.
- [8] B. Sinaga, J. Manurung, M. H. Silalahi, dan S. Ramen, “Deteksi Tepi Citra Dengan Metode Laplacian of Gaussian Dan Metode Canny,” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer & Informatika)*, vol. 5, no. 2, hal. 1066–1084, 2021. doi: 10.30645/j-sakti.v5i2.401.
- [9] L. Maximillian, Y. F. Riti, M. A. Agung, dan Y. J. Palis, “Perbandingan Algoritma Sobel dan Canny untuk Deteksi Tepi Citra Daun Lidah Buaya,” *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, vol. 12, no. 2, hal. 69–79, 2023. doi: 10.34010/komputa.v12i2.10997.
- [10] Diana, W. D. Novanni, L. Sukma, R. Nufus, dan M. S. Ramadhan, “Perbandingan Hasil Deteksi Tepi Antara Citra Berwarna dan Grayscale Dengan Operator Sobel,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 4, hal. 7264–7269, Agust. 2025. doi: 10.36040/jati.v9i4.13574.
- [11] N. W. Dari, “Identifikasi Deteksi Tepi Pada Pola Wajah Menerapkan Metode Sobel, Roberts dan Prewitt,” *Bulletin of Information Technology (BIT)*, vol. 3, no. 2, hal. 85–91, Jun. 2022. doi: 10.47065/bit.v3i2.271.
- [12] R. Sholehurrohman dan M. R. Habibi, “Implementasi Restorasi Citra Derau Salt & Pepper, Gaussian Dan Speckle Secara Spasial Dengan Matlab,” *Jurnal INSTEK (Informatika Sains dan Teknologi)*, vol. 8, no. 2, hal. 369–379, 2023. doi: 10.24252/instek.v8i2.42967.
- [13] A. Makandar, S. Kaman, R. Biradar, dan S. B. Javeriya, “Impact of Edge Detection Algorithms on Different Types of Images using PSNR and MSE,” *LC International Journal of STEM (ISSN 2708-7123)*, vol. 3, no. 4, hal. 1–11, 2022. doi: 10.5281/zenodo.7607059.