

EVALUASI GAUSSIAN BLUR DALAM MEREDUKSI NOISE DALAM SISTEM PRESENSI MULTIFAKTOR

Gian Pradipta Gunawan¹,
^{1,3}Informatika, Universitas Kristen Duta Wacana
Jl. Dr. Wahidin Sudirohusodo No.5-25, Kotabaru, Yogyakarta
gianpgunawan@gmail.com

Abstract— This study aims to evaluate the effectiveness of the Gaussian Blur method in reducing noise in digital images, particularly Gaussian and Poisson noise, which are commonly found in images captured by mobile phone cameras. The research is a development of the existing Multi-Factor Attendance System Android application, where image quality significantly affects the performance of the facial recognition system, including the blur detection stage that is highly sensitive to noise. Gaussian Blur is employed as a low-pass filtering technique to suppress high-frequency components such as random noise while preserving important image details. The evaluation was conducted using two metrics: Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Structural Similarity Index Measure (SSIM), to assess both quantitative quality and visual perception of the processed images. Experimental results show that a Gaussian Blur configuration with a 9×9 kernel and a sigma value of 1.5 yields the best performance, achieving PSNR values above 30 dB and SSIM values above 0.9 for low to moderate noise levels. These findings indicate that Gaussian Blur is effective and suitable for application in the developed system to enhance image quality through noise reduction.

Intisari— Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas metode Gaussian Blur dalam mereduksi *noise* pada citra digital, khususnya jenis *noise* Gaussian dan Poisson, yang umum dijumpai pada citra hasil tangkapan kamera ponsel. Studi ini merupakan pengembangan dari Sistem Presensi Multifaktor berbasis Android, di mana kualitas citra wajah sangat mempengaruhi kinerja sistem pengenalan wajah, termasuk tahap pendeteksian keburaman yang sensitif terhadap *noise*. Gaussian Blur digunakan sebagai metode penyaringan low-pass untuk meredam komponen frekuensi tinggi, seperti *noise* acak, tanpa menghilangkan detail penting dalam citra. Evaluasi dilakukan menggunakan dua metrik, yaitu Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) dan Structural

Similarity Index Measure (SSIM), guna menilai kualitas citra hasil pemrosesan baik dari segi kuantitatif maupun persepsi visual. Berdasarkan pengujian, konfigurasi Gaussian Blur dengan kernel 9×9 dan sigma 1.5 memberikan hasil terbaik dengan nilai PSNR di atas 30 dB dan SSIM di atas 0.9 untuk tingkat *noise* rendah hingga sedang. Hasil ini menunjukkan bahwa Gaussian Blur efektif dan layak diterapkan dalam sistem yang dikembangkan untuk meningkatkan kualitas citra melalui pereduksian *noise*.

Kata kunci: Gaussian Blur, noise citra, PSNR, SSIM, pemrosesan citra digital

I. PENDAHULUAN

Penelitian ini merupakan pengembangan dari aplikasi yang telah dibuat dalam penelitian sebelumnya oleh (Kornelius, 2024) [11], yaitu Sistem Presensi Multifaktor, sebuah aplikasi Android yang memanfaatkan lokasi perangkat, QR Code, dan pengenalan wajah untuk melakukan presensi. Dalam proses pengenalan wajah, citra yang ditangkap melalui kamera akan diproses melalui beberapa tahap, seperti pendeteksian tepi dan keburaman. Penelitian oleh (Senapatha & Tamtama, 2023) [19] juga telah mengembangkan sistem deteksi wajah palsu (anti-spoofing) untuk meningkatkan keamanan. Namun, kualitas citra wajah yang digunakan sangat bergantung pada kondisi lingkungan dan perangkat, yang dapat memunculkan gangguan berupa noise, seperti noise Gaussian dan Poisson. Kehadiran noise ini dapat mengganggu akurasi pengenalan wajah, sehingga berdampak pada keandalan sistem presensi secara keseluruhan.

Permasalahan noise pada citra menjadi semakin penting untuk diperhatikan dalam konteks ini, karena secara langsung mempengaruhi kualitas dan akurasi hasil analisis citra yang dilakukan oleh sistem. Noise muncul sebagai gangguan acak pada nilai piksel yang dapat disebabkan oleh berbagai faktor, seperti kondisi pencahayaan yang buruk, gangguan elektronik pada sensor kamera, atau kesalahan transmisi data. Akibatnya, citra dapat menjadi buram, berbintik, atau kehilangan detail penting, yang menyulitkan proses-proses lanjutan seperti segmentasi, deteksi tepi, maupun pengenalan pola [19]. Oleh karena itu, penanganan

noise menjadi aspek krusial dalam meningkatkan keandalan sistem presensi berbasis pengenalan wajah. Contoh permasalahan yang dapat ditimbulkan oleh noise adalah pada proses anti-spoofing dan pendeteksian keburaman.

Noise dapat menyebabkan terganggunya proses anti-spoofing, yaitu upaya sistem untuk membedakan antara wajah asli dan wajah tiruan, seperti foto, video, atau topeng. Kehadiran noise dapat menutupi atau mengubah karakteristik mikrotekstur dan pola detail pada wajah yang biasanya menjadi indikator utama dalam mendeteksi serangan spoofing. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Cai et al., 2024) [4], akurasi sistem anti-spoofing dapat menurun hingga 8% ketika citra wajah yang dianalisis mengandung noise dalam tingkat tertentu. Penurunan ini menunjukkan bahwa sistem menjadi lebih rentan terhadap serangan pemalsuan, sehingga memperlemah aspek keamanan dari sistem presensi berbasis pengenalan wajah secara keseluruhan.

Noise juga berpengaruh pada metode pendeteksi keburaman pada aplikasi ini. Salah satu kelemahan pada metode pendeteksi keburaman yang digunakan oleh aplikasi ini adalah kepekaannya yang tinggi terhadap noise. Saat ini, aplikasi menggunakan metode berbasis Laplacian Filtering, yaitu metode yang memanfaatkan operator turunan kedua untuk menonjolkan tepi pada citra. Berdasarkan buku *Digital Image Processing* (Gonzalez & Woods, 2018) [8], operator turunan kedua sangat sensitif terhadap perubahan intensitas nilai piksel antara satu piksel dengan yang lainnya. Contohnya, dua buah piksel yang bertetangga, yang satu nilainya 0 dan yang lainnya bernilai 150. Adanya transisi nilai dari satu piksel ke piksel yang lain ini menyebabkan operator ini akan menonjolkan daerah ini sebagai tepi. Permasalahan muncul ketika noise muncul pada citra. Noise muncul sebagai fluktuasi acak pada nilai intensitas piksel yang tidak mewakili struktur nyata dalam gambar. Akibatnya, operator ini dapat salah menonjolkan noise sebagai tepi (Ha & Shin, 2021) [9].

Dalam pengolahan citra digital, khususnya pada gambar yang diambil menggunakan kamera ponsel, dua jenis noise yang paling umum dijumpai adalah noise Gaussian dan noise Poisson (Igual, 2019) [10]. Noise Gaussian biasanya muncul akibat gangguan acak dari sensor kamera, terutama dalam kondisi pencahayaan rendah atau saat ISO tinggi digunakan. Noise ini bersifat aditif dan tersebar secara merata, sehingga mempengaruhi seluruh piksel dalam citra dengan intensitas yang bervariasi secara acak mengikuti distribusi normal. Sementara itu, noise Poisson (juga dikenal sebagai noise foton) berkaitan erat dengan sifat kuantum cahaya yang diterima oleh sensor. Jenis noise ini bersifat bergantung pada sinyal, artinya tingkat gangguannya meningkat pada area gambar yang lebih terang. Karena kedua jenis noise ini berasal dari sifat fisik proses penangkapan gambar, maka pemahaman dan penanganannya sangat penting dalam proses peningkatan kualitas citra digital dari kamera ponsel.

Salah satu pendekatan yang umum digunakan untuk mereduksi noise dalam pemrosesan citra digital adalah dengan menggunakan metode Gaussian Blur. Gaussian Blur merupakan teknik penyangaran low-pass yang efektif dalam mengurangi komponen frekuensi tinggi, seperti noise acak, dengan cara menghaluskan citra melalui konvolusi dengan

kernel berbentuk distribusi Gaussian. Hal ini memungkinkan perataan berbobot terhadap nilai-nilai piksel di sekitar suatu titik, sehingga fluktuasi acak yang disebabkan oleh noise dapat diminimalkan tanpa mengorbankan detail penting dalam citra (Marr & Hildreth, 1980) [12].

Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi performa Gaussian Blur dalam mereduksi noise pada citra digital, khususnya Gaussian noise dan Poisson noise, dengan menggunakan metrik Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) dan Structural Similarity Index Measure (SSIM) sebagai alat ukur. PSNR dipilih karena mampu memberikan gambaran kuantitatif mengenai tingkat kemiripan antara citra hasil pemrosesan dengan citra aslinya dalam aspek intensitas piksel secara keseluruhan. Sementara itu, SSIM digunakan untuk mengukur kemiripan struktural antara dua citra, termasuk informasi luminansi, kontras, dan struktur lokal, yang lebih mencerminkan persepsi visual manusia. Kombinasi kedua metrik ini memungkinkan penilaian yang lebih menyeluruh terhadap efektivitas Gaussian Blur, baik dalam mempertahankan detail citra maupun dalam mereduksi noise. Evaluasi ini bertujuan untuk menentukan sejauh mana Gaussian Blur cocok diterapkan dalam aplikasi yang sedang dikembangkan, baik dari segi efisiensi pengurangan noise maupun kualitas visual hasil akhirnya.

II. LANDASAN TEORI

Penelitian yang dilakukan oleh (Dharavath, 2014) [5] menunjukkan bahwa tahap preprocessing citra wajah memiliki dampak yang signifikan terhadap peningkatan akurasi dalam pengenalan wajah. Dalam penelitian tersebut, mereka menguji berbagai teknik preprocessing yang dilakukan sebelum tahap ekstraksi fitur. Teknik-teknik tersebut meliputi face detection and cropping, pengubahan ukuran (resizing), normalisasi histogram, dan denoising. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan tahap preprocessing menghasilkan akurasi pengenalan wajah yang lebih tinggi dibandingkan dengan pengolahan tanpa preprocessing.

Berdasarkan penelitian oleh (Alisha, et al, 2016) [2], proses denoising merupakan tahap penting yang perlu dilakukan karena citra yang ditangkap oleh sensor hampir selalu terkontaminasi oleh noise. Hal ini disebabkan oleh berbagai faktor, seperti ketidaksempurnaan perangkat keras, gangguan selama proses akuisisi data, serta pengaruh lingkungan sekitar. Oleh karena itu, sebelum citra dianalisis lebih lanjut, perlu dilakukan proses denoising untuk meningkatkan kualitas citra. Penelitian ini juga menekankan pentingnya pemilihan metode denoising yang tepat, disesuaikan dengan karakteristik jenis noise yang ada pada citra.

Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Peltoketo, 2014a) [17], ditemukan bahwa pengaturan ISO memiliki pengaruh signifikan terhadap tingkat keberadaan noise pada citra digital. Penelitian ini melibatkan pengujian terhadap 20 kamera ponsel yang berbeda, dan hasilnya menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai ISO yang digunakan, maka tingkat noise yang muncul juga akan semakin meningkat. Temuan ini menegaskan bahwa kondisi pencahayaan rendah

yang memerlukan ISO tinggi dapat memperburuk kualitas citra akibat peningkatan noise.

Menurut (Igual, 2019) [10], jenis noise yang paling umum ditemukan pada citra hasil tangkapan kamera ponsel adalah noise Gaussian dan noise Poisson. Kedua jenis noise ini berkaitan erat dengan proses pengambilan gambar menggunakan sensor digital. Noise Gaussian biasanya muncul akibat gangguan acak dari sensor, sedangkan noise Poisson berkaitan dengan fluktuasi kuantum dalam proses penangkapan cahaya. Penelitian ini juga menegaskan bahwa peningkatan nilai ISO, yang umumnya digunakan dalam kondisi pencahayaan rendah, secara signifikan memperbesar kemungkinan munculnya kedua jenis noise ini pada citra.

Penelitian yang dilakukan oleh (Nasution, 2021) [14] menemukan bahwa metode Gaussian Blur efektif dalam menghilangkan noise pada citra USG. Penelitian tersebut menguji dampak dari tiga metode filter: Mean Filter, Gaussian Filter, dan Median Filter. Hasil penelitian menunjukkan bahwa citra USG yang diolah menggunakan Gaussian Blur menghasilkan citra dengan nilai Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) di atas 30, yang menunjukkan efektivitas metode ini dalam melakukan denoising dan meningkatkan kualitas citra.

Pada penelitian lain oleh (Bharati et al., 2021) [2] menyatakan bahwa Gaussian Blur efektif untuk menghilangkan noise Gaussian. Selain dari jenis noise tersebut, metode ini juga dapat digunakan untuk mereduksi jenis noise lainnya, seperti noise Salt-and-Pepper, Speckle, dan Uniform, meskipun performanya tidak sebagus dalam pengurangan noise Gaussian.

Salah satu kelebihan dari Gaussian Blur adalah kompleksitas algoritmanya yang rendah, sehingga memungkinkan pemrosesan citra dilakukan dengan cepat dan efisien (Nainggolan & Khair, 2020) [13]. Selain itu, Gaussian Blur juga cukup efektif dalam mereduksi noise Gaussian, yaitu jenis noise yang memiliki distribusi normal dan sering muncul pada citra digital akibat gangguan elektronik dari sensor kamera. Karena Gaussian Blur menggunakan kernel berbobot yang mengikuti distribusi Gaussian, filter ini secara alami selaras dengan karakteristik noise Gaussian, sehingga mampu meredam fluktuasi intensitas yang tidak diinginkan tanpa menghapus terlalu banyak informasi penting dari citra.

Dalam penelitian oleh Raghav Bansal, Gaurav Raj, dan Tanupriya Choudhury, mereka meneliti penerapan Laplacian Filter untuk pendeteksian keburaman citra. Mereka menerapkan Laplacian Filtering pada citra dan menghitung variansinya. Semakin tinggi variansinya, semakin tajam citra tersebut. Berdasarkan penelitian ini, metode ini terbukti efektif dalam mendeteksi blur pada citra. Penelitian lain oleh (Pagaduan et al., 2020) [16] juga menunjukkan bahwa metode ini memiliki tingkat akurasi mencapai 85 persen. Meskipun begitu, Operator Laplacian bersifat sensitif terhadap noise. Sebagaimana dijelaskan dalam buku oleh (Gonzalez & Woods, 2018) [8], Operator Laplacian merupakan operator turunan kedua yang bekerja dengan cara menonjolkan transisi nilai piksel pada citra. Karena noise kerap muncul dalam bentuk transisi acak pada nilai piksel, metode ini akan menonjolkan noise pada citra keluarannya.

Penelitian oleh (Aripin et al., 2020) [1] meneliti penerapan Gaussian Blur pada citra gigi berlubang sebelum dimasukkan ke dalam metode Laplacian. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa penerapan Gaussian Blur menghasilkan keluaran pendeteksi tepi yang baik dan meningkatkan akurasi ketebalan citra gigi berlubang.

A. Noise

Noise adalah gangguan pada gambar yang mempengaruhi nilai piksel - pikselnya. Faktor - faktor yang menyebabkan hal ini bisa terjadi karena lingkungan sekitar, *transmission channel*, dan lain - lain. *Noise* sangat sering terjadi dan hampir tidak bisa dihindari. Pada proses pengenalan gambar, *noise* dapat mengurangi hasil keakuratannya (Fan et al., 2019) [6]. Salah satu penyebab *noise* adalah pencahayaan yang rendah, yang memaksa kamera menaikkan nilai ISO. ISO yang tinggi berbanding lurus dengan peningkatan noise, sehingga dapat mempengaruhi kualitas gambar (Peltoketo, 2014) [17].

B. Noise Gaussian

Noise Gaussian adalah jenis gangguan acak yang sering muncul dalam citra digital dan sinyal, yang mengikuti distribusi probabilitas normal (kurva Gaussian). Karakteristik utama dari *noise Gaussian* adalah fluktuasi nilai piksel yang terjadi secara acak, dengan rata-rata nilai nol dan distribusi nilai *noise* yang simetris di sekitar nilai rata-rata tersebut. *Noise Gaussian* sering kali muncul pada citra yang diambil dalam kondisi pencahayaan rendah atau dengan pengaturan ISO tinggi, yang membuat sensor lebih sensitif terhadap gangguan acak. Dalam pemrosesan citra, *noise Gaussian* dapat merusak kualitas gambar, dan seringkali perlu diatasi dengan teknik-teknik *denoising*, seperti Gaussian Blur, untuk meningkatkan ketajaman dan kualitas visual citra (Wibowo & Susanto, 2017) [20].

C. Noise Poisson

Noise Poisson, atau sering disebut juga sebagai *noise foton*, adalah jenis gangguan yang umum terjadi pada citra digital yang dihasilkan dari proses penangkapan cahaya, terutama pada perangkat seperti kamera ponsel. *Noise* ini berasal dari sifat kuantum cahaya, di mana jumlah foton yang mencapai sensor selama proses pencitraan bersifat acak dan mengikuti distribusi Poisson. Akibatnya, variasi jumlah foton yang diterima oleh sensor menyebabkan fluktuasi intensitas piksel pada citra yang dihasilkan. Karakteristik utama dari Poisson noise adalah sifatnya yang *signal-dependent*, artinya tingkat *noise* akan meningkat seiring dengan bertambahnya intensitas cahaya yang diterima — semakin terang suatu area pada citra, semakin besar kemungkinan *noise* muncul (Igual, 2019) [10].

D. Denoising

Proses *denoising* adalah proses untuk menghilangkan *Noise* pada gambar sehingga diperoleh struktur gambar yang sebenarnya. Proses ini tidak bisa dengan sempurna mengembalikan gambar tanpa *noise* dikarenakan sulitnya membedakan detail nilai *piksel* yang asli dan yang bukan. Pada kenyataannya, proses ini masih menjadi tantangan dalam dunia matematika (Fan et al., 2019).

E. Convolution Filtering

Convolution Filtering adalah metode pemodifikasian citra dengan cara menyesuaikan nilai suatu piksel berdasarkan nilai-nilai piksel tetangganya. Proses ini menggunakan kernel, yaitu sebuah matriks kecil berbentuk grid (biasanya 3×3 , 5×5 , dst.) yang berisi bobot. Secara visual, kernel akan "digeser" ke seluruh posisi dalam citra, dan pada setiap posisi, ia akan mencakup piksel-piksel di sekitar piksel pusat. Piksel-piksel yang tercakup inilah yang disebut piksel tetangga. Setiap piksel tetangga akan dikalikan dengan bobot yang sesuai di dalam kernel, lalu hasil-hasil perkalian tersebut akan dijumlahkan. Hasil akhir ini kemudian menjadi nilai baru dari piksel pusat tempat kernel berada. Proses ini disebut dengan konvolusi. Proses ini berguna untuk penghalusan, penajaman, pendeteksian tepi, dan lain-lain (Gazali et al., 2012) [7].

F. Gaussian Blur

Dalam paper (Marr & Hildreth, 1980) [12], mereka menyarankan penggunaan penghalusan citra dengan filter yang memiliki kernel yang nilainya berdasarkan distribusi Gaussian sebelum citra dilakukan pendeteksian tepi. Penggunaan filter ini digunakan untuk mengurangi fluktuasi nilai piksel yang tajam. Kelebihan yang dimiliki filter ini adalah kemampuannya menghaluskan citra secara halus, sehingga mampu mengurangi *noise* namun tetap menjaga detail tepi pada citra. Kelebihan lainnya adalah metode ini merupakan satu-satunya metode filtering yang menghasilkan kurva berbentuk Gaussian baik di domain spasial maupun di domain frekuensi, menjadikannya stabil dan konsisten dalam berbagai pendekatan pemrosesan citra.

G. Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)

Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) adalah metrik yang sering digunakan untuk mengukur kualitas citra atau video yang telah terkompresi atau diproses, dengan cara membandingkan citra asli dan citra hasil pemrosesan. PSNR memberikan indikasi seberapa banyak kerugian informasi yang terjadi selama pemrosesan, misalnya saat mengurangi *noise* atau mengompresi citra [14].

H. Structural Similarity Index Measure (SSIM)

Structural Similarity Index Measure (SSIM) adalah sebuah metrik yang digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antara dua citra, dengan fokus pada aspek persepsi visual manusia. Berbeda dengan metrik konvensional seperti PSNR yang hanya membandingkan perbedaan nilai intensitas piksel, SSIM mempertimbangkan struktur lokal, kontras, dan luminansi dari citra, sehingga mampu memberikan penilaian yang lebih representatif terhadap kualitas visual. SSIM memiliki nilai antara -1 hingga 1, di mana nilai 1 menunjukkan kesamaan struktural yang sempurna antara citra yang dibandingkan. Dalam konteks pemrosesan citra, SSIM sering digunakan untuk mengevaluasi hasil dari teknik kompresi, denoising, atau rekonstruksi citra, karena lebih sesuai dengan cara manusia menilai kualitas gambar. Dengan demikian, SSIM menjadi alat ukur yang sangat berguna dalam menilai sejauh mana detail dan struktur asli citra dapat dipertahankan setelah mengalami proses pemrosesan atau modifikasi (Nasution, 2019) [14].

III. METODOLOGI PENELITIAN

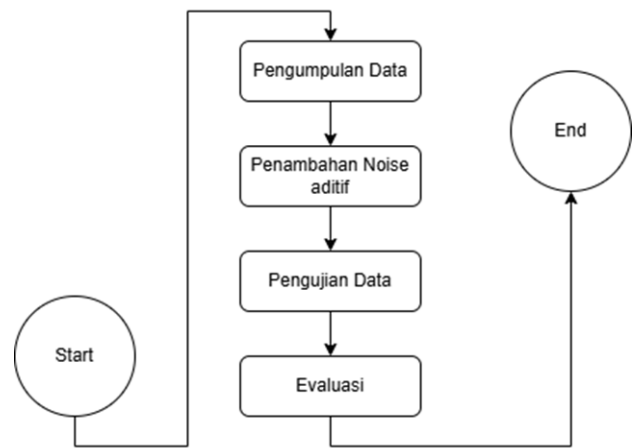


Figure 1 Diagram Alir Metodologi Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas metode Gaussian Blur dalam mereduksi *noise* aditif pada citra wajah. Gambar 3.1 menunjukkan diagram alir metodologi yang digunakan. Penelitian dimulai dengan tahap pengumpulan data. Data yang dipakai diambil dari dataset yang tersedia secara publik. Data yang akan dipakai adalah Labeled Faces in the Wild (LFW). Tahap selanjutnya adalah penambahan *noise* aditif terhadap gambar yang asli. Tahap berikutnya adalah pengujian data. Data – data yang sudah diberi *noise* aditif kemudian di-*denoise* menggunakan Gaussian Blur dengan konfigurasi ukuran kernel dan ukuran sigma yang berbeda-beda. Tahap evaluasi melakukan perhitungan evaluasi berdasarkan metrik PSNR

A. Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, penelitian ini menggunakan dataset Labeled Faces in the Wild (LFW) yang merupakan kumpulan citra wajah berlabel yang banyak digunakan dalam penelitian pengenalan wajah. Dataset ini berisi lebih dari 13.000 gambar wajah dari individu yang berbeda, diambil dari berbagai kondisi pencahayaan, pose, dan ekspresi wajah, sehingga mewakili variasi citra yang realistis. Dataset LFW dipilih karena memiliki kualitas dan kompleksitas visual yang sesuai untuk menguji efektivitas metode reduksi *noise*, khususnya Gaussian Blur. Seluruh citra dalam dataset ini akan digunakan sebagai data uji dengan menambahkan *noise* aditif secara terkontrol, guna mensimulasikan gangguan yang umum terjadi pada proses akuisisi citra menggunakan kamera ponsel. Data yang telah ditambahkan *noise* kemudian akan diproses menggunakan Gaussian Blur, dan hasilnya dievaluasi menggunakan metrik PSNR untuk mengukur efektivitas reduksi *noise*.

B. Penambahan Noise Aditif

Setelah citra diperoleh dari dataset Labeled Faces in the Wild (LFW), langkah berikutnya dalam proses penelitian ini adalah menambahkan *noise* Gaussian dan *noise* Poisson secara digital pada citra-citra tersebut. Penambahan *noise* ini bertujuan untuk mensimulasikan kondisi nyata yang sering terjadi dalam proses akuisisi citra menggunakan kamera ponsel, seperti gangguan sensor, pencahayaan rendah, atau pengaturan ISO tinggi. *Noise* Gaussian ditambahkan

menggunakan fungsi distribusi normal dengan rata-rata nol ($\mu = 0$) dan varians (σ^2) yang dapat disesuaikan untuk merepresentasikan berbagai tingkat gangguan, dengan bantuan pustaka NumPy untuk menghasilkan distribusi acak dan OpenCV (cv2) untuk manipulasi citra digital. Sementara itu, *noise* Poisson, yang merepresentasikan gangguan akibat fluktuasi jumlah foton yang diterima sensor, ditambahkan menggunakan pustaka Scikit-Image, khususnya melalui fungsi `random_noise()` dengan mode *poisson*. Dengan pendekatan ini, proses evaluasi dapat dilakukan secara menyeluruh terhadap performa metode *denoising*, seperti Gaussian Blur, dalam menghadapi berbagai jenis noise yang umum dijumpai dalam citra digital.

Dalam implementasinya, citra asli dikonversi ke format matriks numerik, kemudian vektor noise Gaussian dihasilkan dan ditambahkan ke setiap piksel dalam citra tersebut. Variansi dari *noise* diatur secara bertahap (misalnya $\sigma^2 = 10, 20, 30$, dan seterusnya) untuk menghasilkan beberapa versi citra dengan tingkat gangguan berbeda, yang nantinya digunakan untuk menguji performa Gaussian Blur dalam berbagai skenario. Setelah penambahan noise, citra hasil modifikasi disimpan dan disiapkan untuk tahap pemrosesan selanjutnya, yaitu penerapan filter Gaussian. Dengan pendekatan ini, setiap eksperimen dapat dijalankan secara terkontrol dan berulang, sehingga hasil evaluasi menjadi lebih akurat dan dapat dipertanggungjawabkan.

C. Pengujian Data

Pada tahap pengujian, citra-citra yang telah diberi noise aditif Gaussian maupun noise Poisson kemudian diproses menggunakan metode Gaussian Blur dengan berbagai konfigurasi kernel. Dalam penelitian ini, pengujian dilakukan dengan variasi ukuran kernel, seperti 3×3 , 5×5 , 7×7 , dan 9×9 , serta variasi nilai sigma (simpangan baku), untuk melihat pengaruh perubahan parameter terhadap efektivitas reduksi noise. Setiap konfigurasi filter diterapkan pada citra dengan tingkat noise yang berbeda, baik untuk noise Gaussian maupun Poisson. Hasil pemrosesan kemudian dievaluasi untuk mengidentifikasi kombinasi parameter yang menghasilkan kualitas citra terbaik. Dengan membandingkan hasil dari berbagai konfigurasi ini terhadap kedua jenis noise tersebut, penelitian bertujuan menemukan parameter optimal yang dapat secara efektif mengurangi gangguan noise tanpa menghilangkan detail penting pada citra wajah.

D. Evaluasi

Setelah penerapan Gaussian Blur dengan berbagai konfigurasi, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap hasil pemrosesan menggunakan metrik PSNR dan SSIM. Semakin tinggi nilai PSNR, semakin tinggi pula kualitas citra hasil pemrosesan, karena menunjukkan bahwa perbedaan antara citra asli dan citra hasil telah diminimalkan. Sementara itu, SSIM digunakan untuk menilai kesamaan struktur, kontras, dan luminansi antara citra asli dan hasil, sehingga memberikan gambaran yang lebih mendekati persepsi visual manusia. Evaluasi dilakukan dengan menghitung nilai PSNR dan SSIM untuk setiap hasil citra yang telah difilter menggunakan berbagai konfigurasi Gaussian Blur, guna mengetahui pengaruh masing-masing parameter terhadap kualitas akhir. Proses perhitungan kedua metrik ini dilakukan menggunakan pustaka scikit-image (skimage) dalam Python, melalui fungsi

`peak_signal_noise_ratio()` untuk PSNR dan `structural_similarity()` untuk SSIM. Hasil dari evaluasi ini kemudian dianalisis untuk menentukan konfigurasi Gaussian Blur yang paling efektif dalam mereduksi noise Gaussian dan noise Poisson tanpa mengorbankan terlalu banyak detail penting pada citra.

IV. IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan adalah Labeled Faces in the Wild (LFW), yang merupakan kumpulan gambar wajah yang telah diberi label dan sering digunakan dalam penelitian terkait pengenalan wajah. Dataset ini dipilih karena representatif dan banyak digunakan dalam berbagai studi pengenalan wajah serta memiliki variasi kondisi yang sesuai untuk penelitian ini.

B. Penambahan Noise Aditif

Dalam penelitian ini, dilakukan penambahan noise aditif pada citra untuk mensimulasikan gangguan yang sering terjadi pada proses akuisisi citra di dunia nyata, seperti akibat sensor kamera, pencahayaan buruk, atau transmisi sinyal. Penambahan noise ini bertujuan untuk menguji ketahanan dan performa metode pengolahan citra terhadap gangguan visual yang umum terjadi.

Jenis noise yang digunakan meliputi Gaussian noise dan Poisson noise, yang keduanya termasuk dalam kategori noise aditif. Noise tersebut ditambahkan ke setiap piksel citra dengan karakteristik distribusi probabilitas tertentu untuk menciptakan variasi kondisi input.

Penambahan noise dilakukan menggunakan fungsi `random_noise()` dari pustaka scikit-image, dengan parameter `mode='gaussian'` atau `mode='poisson'`. Proses ini menghasilkan citra baru dengan tingkat gangguan visual yang dapat dikontrol dan disesuaikan untuk keperluan eksperimen.

C. Pengujian

Pengujian dilakukan dengan menerapkan Gaussian Blur terhadap citra yang sudah diberi *noise* aditif dan menghitung nilai PSNR dan SSIM-nya.

D. Evaluasi

a. Hasil PSNR dan SSIM terhadap *denoising noise* Gaussian

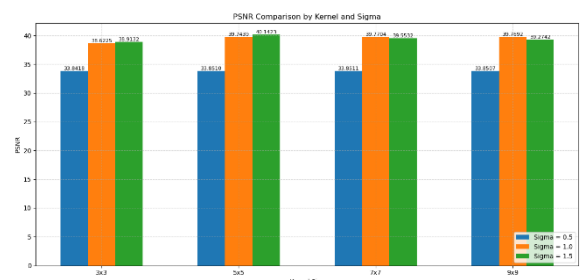


Figure 2 Diagram batang perbandingan nilai PSNR dalam mereduksi noise Gaussian rendah berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

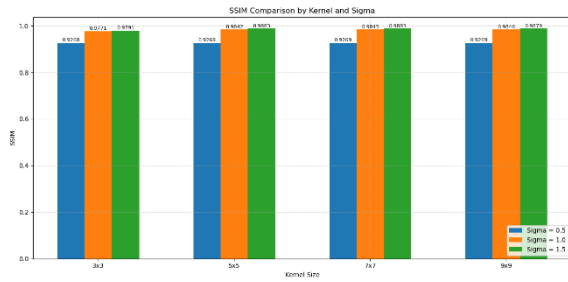


Figure 3 Diagram batang perbandingan nilai SSIM dalam mereduksi noise Gaussian rendah berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

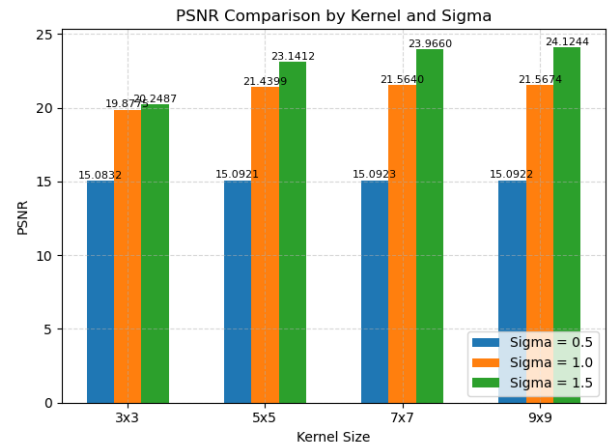


Figure 6 Diagram batang perbandingan nilai PSNR dalam mereduksi noise Gaussian tinggi berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

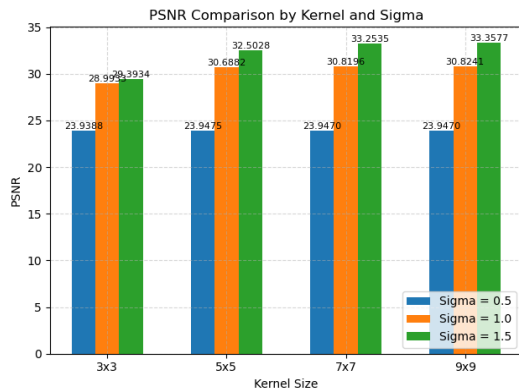


Figure 4 Diagram batang perbandingan nilai PSNR dalam mereduksi noise Gaussian sedang berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

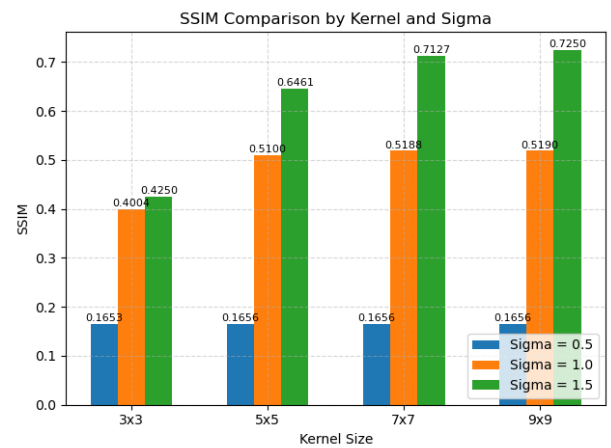


Figure 7 Diagram batang perbandingan nilai SSIM dalam mereduksi noise Gaussian tinggi berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

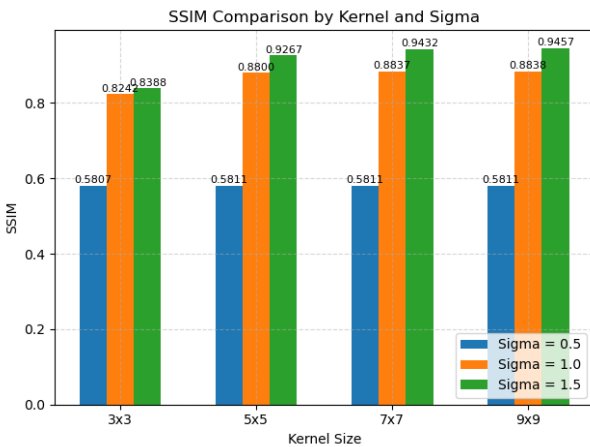


Figure 5 Diagram batang perbandingan nilai SSIM dalam mereduksi noise Gaussian sedang berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

b. Evaluasi PSNR dan SSIM terhadap denoising noise Poisson

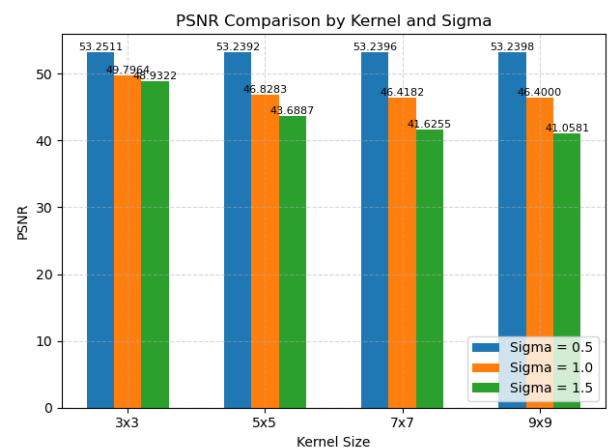


Figure 8 Diagram batang perbandingan nilai PSNR dalam mereduksi noise Poisson berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

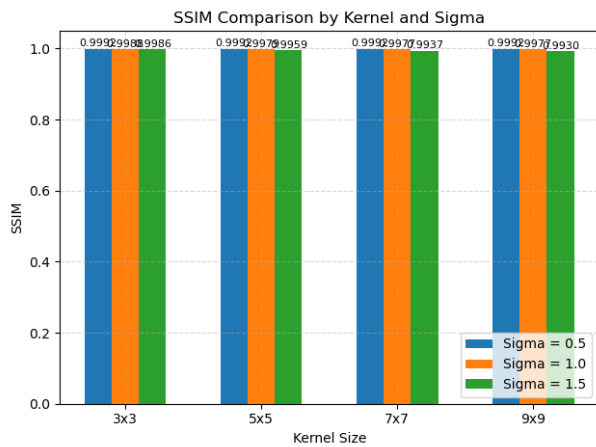


Figure 9 Diagram batang perbandingan nilai SSIM dalam mereduksi noise Poisson berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

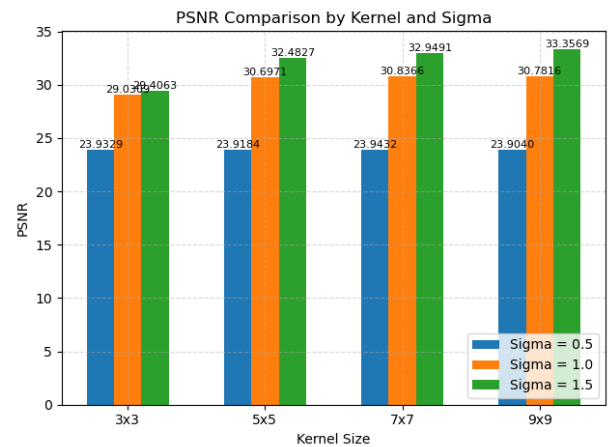


Figure 12 Diagram batang perbandingan nilai PSNR dalam mereduksi noise Poisson dan Gaussian sedang berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

c. Evaluasi PSNR dan SSIM terhadap denoising noise gabungan Poisson dan Gaussian

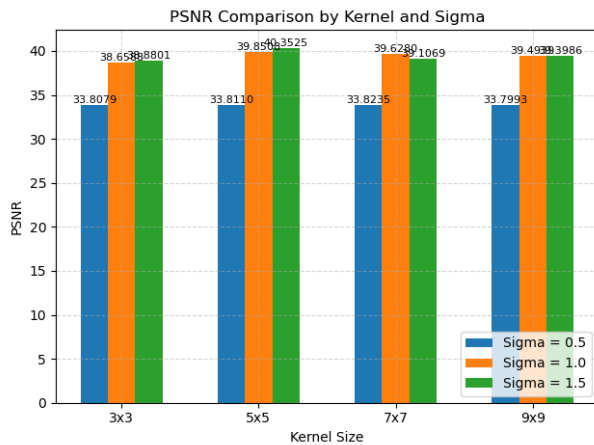


Figure 10 Diagram batang perbandingan nilai PSNR dalam mereduksi noise Poisson dan Gaussian rendah berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

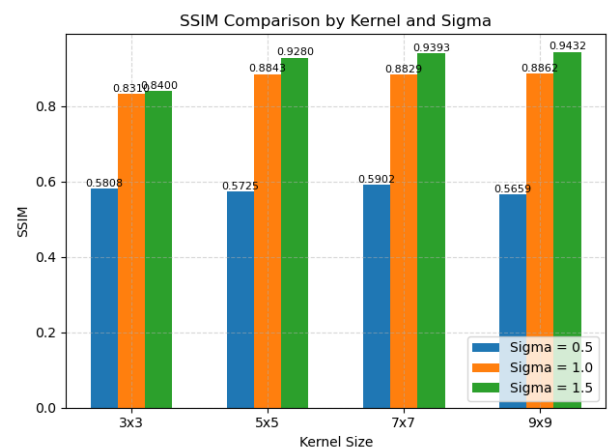


Figure 13 Diagram batang perbandingan nilai SSIM dalam mereduksi noise Poisson dan Gaussian sedang berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

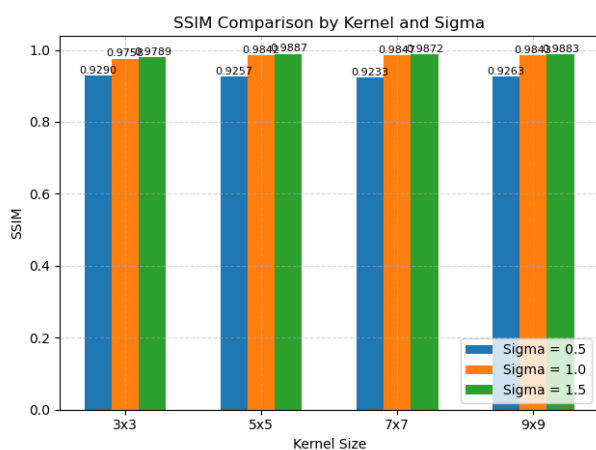


Figure 11 Diagram batang perbandingan nilai SSIM dalam mereduksi noise Poisson dan Gaussian rendah berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

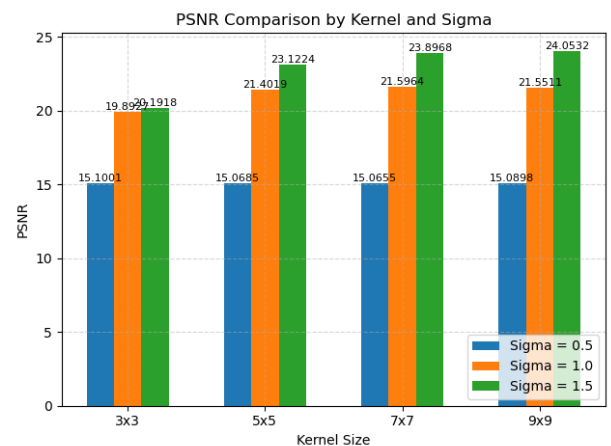


Figure 14 Diagram batang perbandingan nilai PSNR dalam mereduksi noise Poisson dan Gaussian tinggi berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

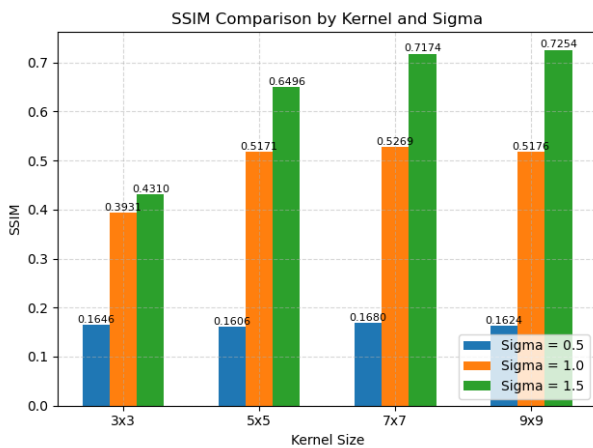


Figure 15 Diagram batang perbandingan nilai SSIM dalam mereduksi noise Poisson dan Gaussian tinggi berdasarkan nilai sigma dan ukuran kernel

d. Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian terhadap citra yang telah ditambahkan noise aditif Gaussian, Poisson, dan gabungan Gaussian serta Poisson, diperoleh bahwa konfigurasi optimal untuk Gaussian Blur adalah penggunaan kernel berukuran 9x9 dengan nilai sigma sebesar 1.5. Pemilihan konfigurasi ini didasarkan pada performa PSNR dan SSIM yang tertinggi dalam mereduksi noise tingkat sedang hingga tinggi. Nilai PSNR dan SSIM yang dihasilkan dalam pereduksian noise Gaussian dan gabungan Poisson-Gaussian berada di atas 30 dB untuk noise tingkat rendah dan sedang, yang menunjukkan kualitas citra yang baik. Walaupun konfigurasi ini menghasilkan PSNR yang sedikit lebih rendah dibandingkan kernel 3x3 dengan sigma 0.5 dalam mereduksi noise Poisson, hasilnya tetap sangat baik dengan PSNR di atas 40 dB. Untuk noise tingkat tinggi, performa konfigurasi ini menurun dengan nilai PSNR sebesar 24 dB dan SSIM sekitar 0.72. Namun demikian, hasil ini tetap menjadi yang terbaik di antara seluruh konfigurasi yang diuji.

Ukuran kernel paling optimal kedua adalah 5x5 dan 7x7 dengan sigma masing-masing 1.5. Ukuran kernel yang lebih kecil ini dapat menjadi pilihan yang baik apabila ingin menghemat komputasi, karena memberikan performa yang cukup baik dengan waktu proses yang lebih singkat dibandingkan kernel 9x9.

Hasil perbandingan antara metrik PSNR dan SSIM juga menunjukkan konsistensi yang baik, tanpa adanya kontradiksi signifikan di antara keduanya. Dengan kata lain, konfigurasi yang menghasilkan nilai PSNR tertinggi umumnya juga menunjukkan nilai SSIM yang tinggi, sehingga validitas kualitas citra hasil pemrosesan dapat dipertanggungjawabkan secara objektif dan perseptual. Hal ini menunjukkan bahwa kedua metrik tersebut saling mendukung dalam mengevaluasi efektivitas Gaussian Blur dalam mereduksi berbagai jenis noise, serta memperkuat keandalan konfigurasi yang terpilih sebagai yang paling optimal.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap citra yang terkontaminasi oleh noise Gaussian,

Poisson, serta kombinasi keduanya, dapat disimpulkan bahwa metode Gaussian Blur efektif dalam mereduksi noise dengan tingkat rendah hingga sedang.

Konfigurasi Gaussian Blur dengan ukuran kernel 9x9 dan nilai sigma 1.5 terbukti memberikan performa terbaik dalam hal peningkatan kualitas citra, terutama untuk noise Gaussian dan gabungan Gaussian-Poisson, dengan nilai PSNR di atas 30 dB dan SSIM di atas 0.9. Meskipun pada noise tingkat tinggi performanya menurun (PSNR sekitar 24 dB), konfigurasi ini tetap menjadi yang paling optimal dibanding konfigurasi lainnya.

Dengan demikian, penelitian ini berhasil mencapai tujuannya yaitu mengevaluasi keefektifan Gaussian Blur serta memperoleh konfigurasi optimal yang dapat meningkatkan kualitas citra digital melalui pereduksian noise.

● UCAPAN TERIMA KASIH

Segala puji dan syukur kami panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Kasih, karena atas segala rahmat, bimbingan, dan bantuan-Nya, Tugas Akhir Skripsi dengan judul "EVALUASI METODE GAUSSIAN BLUR DALAM MEREDUKSI GAUSSIAN DAN POISSON NOISE DALAM SISTEM PRESENSI MULTIFAKTOR" ini dapat terselesaikan. Saya juga menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada orang tua saya yang telah sabar membimbing dan mendoakan, Dekan Fakultas Teknologi Informasi, Kepala Program Studi Informatika, Dosen Pembimbing I, I Kadek Dendy Senapartha. S. T., M. Eng., Dosen Pembimbing II, Budi Susanto, S.Kom., M.T., keluarga tercinta, serta semua pihak lain yang telah memberikan dukungan moral, spiritual, dan material selama proses penulisan Tugas Akhir ini. Laporan ini tidak lepas dari kekurangan dan kelemahan; oleh karena itu, segala kritikan dan saran yang bersifat membangun sangat kami harapkan demi penyempurnaan skripsi ini, semoga dapat memberikan manfaat bagi pembaca dan turut berkontribusi dalam pengembangan ilmu komputer serta teknologi informasi.

● DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aripin, S., Sarumaha, L., & Sinaga, M. N. (2020). Implementasi Metode Laplacian of Gaussian Dalam Deteksi Tepi Citra Gigi Berlubang.
- [2] B, A. P., & K, G. S. (2016). Denoising. IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE).
- [3] Bharati, S., Khan, T. Z., Podder, P., & Hung, N. Q. (2021). A Comparative Analysis of Image Denoising Problem: Noise Models, Denoising Filters and Applications. In A. E. Hassanien, A. Khamparia, D. Gupta, K. Shankar, & A. Slowik (Eds.), Cognitive Internet of Medical Things for Smart Healthcare (Vol. 311, pp. 49–66). Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-55833-8_3
- [4] Cai, R., Zhang, L., Chen, C., Hu, Y., & Kot, A. (2024). Learning deep forest for face anti-spoofing: An alternative to the neural network against adversarial attacks. Electronic

Research Archive, 32(10), 5592–5614.
<https://doi.org/10.3934/era.2024259>

[5] Dharavath, K. (2014). Improving Face Recognition Rate with Image Preprocessing. *Indian Journal of Science and Technology*, 7(8), 1170–1175.
<https://doi.org/10.17485/ijst/2014/v7i8.26>

[6] Fan, L., Zhang, F., Fan, H., & Zhang, C. (2019). Brief review of image denoising techniques. *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, 2(1), 7.
<https://doi.org/10.1186/s42492-019-0016-7>

[7] Gazali, W., Soeparno, H., & Ohliati, J. (2012). PENERAPAN METODE KONVOLUSI DALAM PENGOLAHAN CITRA DIGITAL.

Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing*. Pearson.

[8] Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing*. Pearson.

[9] Ha, W., & Shin, C. (2021). Seismic Random Noise Attenuation in the Laplace Domain Using Singular Value Decomposition. *IEEE Access*, 9, 62029–62037.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3074648>

[10] Igual, J. (2019). Photographic Noise Performance Measures Based on RAW Files Analysis of Consumer Cameras. *Electronics*, 8(11), 1284.
<https://doi.org/10.3390/electronics8111284>

[11] Kornelius, Y. (2024). Pengembangan Aplikasi Presensi Wajah Menggunakan Model MobileFaceNet. Universitas Kristen Duta Wacana.

[12] Marr, D., & Hildreth, E. (1980). Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences*, 207(1167), 187–217.
<https://doi.org/10.1098/rspb.1980.0020>

[13] Nainggolan, S. Y., & Khair, U. (2020). PENINGKATAN KUALITAS CITRA MRI SCAN DENGAN MENGGUNAKAN METODE GAUSSIAN FILTER.

[14] Nasution, I. F. (2021). PENINGKATAN KUALITAS CITRA DENGAN METODE FILTER GAUSSIAN, MEAN DAN MEDIAN UNTUK REDUKSI NOISE PADA CITRA ULTRASONOGRAPHY.

[15] Nilsson, J., & Akenine-Möller, T. (2020). Understanding SSIM (No. arXiv:2006.13846). *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.13846>

[16] Pagaduan, R. A., R. Aragon, Ma. C., & Medina, R. P. (2020). iBlurDetect: Image Blur Detection Techniques Assessment and Evaluation Study: Proceedings of the International Conference on Culture Heritage, Education, Sustainable Tourism, and Innovation Technologies, 286–291. <https://doi.org/10.5220/0010307702860291>

[17] Peltoketo, V.-T. (2014a). Mobile phone camera benchmarking: Combination of camera speed and image quality (S. Triantaphillidou & M.-C. Larabi, Eds.; p. 90160F). <https://doi.org/10.1117/12.2034348>

[18] Senaparth, I. K. D., & Tamtama, G. I. W. (2023, January). RANCANG BANGUN SISTEM ANTI-SPOOF WAJAH PADA PERANGKAT BERGERAK BERBASIS MOBILENET. In *Technopex 2022*.

[19] Siregar, C. P. H., Syahputri, E. T., Hasibuan, N., Burhani, Y., & Widyawanti, T. (2024). Penerapan Filter Adaptif Untuk Pengurangan Noise Pada Citra Digital. 02(02).

[20] Wibowo, S. H., & Susanto, F. (2017). PENERAPAN METODE GAUSSIAN SMOOTHING UNTUK MEREDUKSI NOISE PADA CITRA DIGITAL. *JURNAL MEDIA INFOTAMA*, 12(2).
<https://doi.org/10.37676/jmi.v12i2.416>