

PERBANDINGAN ALGORITMA SOBEL, PREWITT, ROBERT, CANNY, KIRSCH, DAN LAPLACIAN OF GAUSSIAN DALAM DETEKSI TEPI PADA CITRA RONTGEN BATU SALURAN KEMIH

Isaac Yeremia Nugroho¹, Yosefina Finsensia Riti^{2*}, Ricky Junianto Wijaya³,
^{12*3}Fakultas Teknik, Jurusan Ilmu Informatika, Universitas Katolik Darma Cendika, Surabaya
*yosefina.riti@ukdc.ac.id

Diterima pada 13 Juli 2024; disetujui pada 7 Mei 2025; dan diterbitkan pada 13 Mei 2025.

Abstrak

Batu saluran kemih adalah kondisi medis yang terjadi ketika kandung kemih tidak dapat mengeluarkan semua urine yang tertampung dan menyebabkan mineral dalam urine mengendap dan mengeras. Banyak penunjang yang dapat dilakukan untuk melakukan diagnosis batu saluran kemih, salah satunya adalah sinar rontgen. Hasil dari citra sinar rontgen biasanya terlihat kabur dan memiliki kontras yang rendah, sehingga mengakibatkan kesulitan dalam membaca tepi objek pada citra. Oleh karena itu, digunakan deteksi tepi di mana pada penelitian ini digunakan enam algoritma deteksi tepi untuk menajamkan tepi objek pada suatu citra, sehingga dapat diperoleh citra dengan tepi objek yang jelas dan tajam. Pada penelitian ini dilakukan perbandingan enam algoritma deteksi tepi: Sobel, Prewitt, Robert, Canny, Kirsch, dan Laplacian of Gaussian pada citra rontgen batu saluran kemih. Metode penelitian melibatkan pengumpulan dataset, preprosesing, konversi citra ke grayscale, segmentasi, dan implementasi algoritma. Pengukuran pada hasil algoritma deteksi tepi dilakukan dengan menggunakan MSE (Mean Squared Error) dan PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). Hasil menunjukkan algoritma Canny memiliki nilai rata-rata MSE tertinggi yaitu 3801.45 dan nilai rata-rata PSNR terendah yaitu 12.78. Sedangkan algoritma Sobel menjadi algoritma dengan hasil pengukuran terburuk dengan nilai rata-rata MSE terendah yaitu 3254.95 dan nilai rata-rata PSNR tertinggi yaitu 13.72.

Kata Kunci: batu saluran kemih, deteksi tepi, grayscale, segmentasi, MSE, PSNR

Abstract

Urinary stones are a medical condition that occurs when the bladder cannot expel all the urine it contains, causing minerals in the urine to precipitate and harden. Several methods can be used to diagnose urinary stones, one of which is X-ray imaging. The results of X-ray images are usually blurry and have low contrast, making it difficult to read the edges of objects in the images. Therefore, edge detection is used, and in this study, six edge detection algorithms are employed to sharpen the edges of objects in an image, resulting in images with clear and sharp object edges. This study compares six edge detection algorithms: Sobel, Prewitt, Robert, Canny, Kirsch, and Laplacian of Gaussian on X-ray images of urinary stones. The research methodology involves collecting a dataset, preprocessing, converting images to grayscale, segmentation, and implementing the algorithms. The results of the edge detection algorithms are measured using MSE (Mean Squared Error) and PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). The results show that the Canny algorithm has the highest average MSE of 3801.45 and the lowest average PSNR of 12.78, while the Sobel algorithm produces the worst results with the lowest average MSE of 3254.95 and the highest average PSNR of 13.72.

Key Words: urinary stones, edge detection, grayscale, segmentation, MSE, PSNR

1. Introduction

Batu saluran kemih merupakan kondisi medis yang terjadi ketika kandung kemih tidak dapat mengeluarkan semua urine yang tertampung di dalamnya, menyebabkan mineral dalam urine mengendap dan mengeras. Penyakit batu saluran kemih merupakan

penyakit ketiga terbanyak di bidang urologi setelah infeksi saluran kencing dan pembesaran prostat jinak [1]. Laki-laki memiliki resiko terkena batu kemih tiga kali lipat dibandingkan dengan wanita, sebagian memiliki dasar genetik dan sebagian lagi sangat tergantung kepada lingkungan dan gizi [2]. Banyak penunjang yang dapat

dilakukan untuk melakukan diagnosis batu saluran kemih, salah satunya adalah sinar rontgen. Sinar rontgen merupakan alat gelombang elektromagnetik dengan panjang gelombang yang sangat pendek ($1\text{\AA} = 10^{-8}\text{cm}$), sehingga memiliki daya tembus yang tinggi [3]. Hasil dari citra sinar rontgen biasanya terlihat kabur, memiliki kontras yang rendah dan lain-lain, sehingga mengakibatkan perbedaan dalam membaca citra. Ada juga hasil citra rontgen yang kurang baik dikarenakan redaman sinar rontgen yang berbeda-beda antara kelenjar pada jaringan normal dan yang terkena batu saluran kemih [4]. Oleh karena itu, diperlukan suatu pengolahan citra digital untuk mempertajam tepi objek batu saluran kemih pada citra rontgen batu saluran kemih, sehingga dapat digunakan untuk proses lebih lanjut. Salah satunya adalah dengan melakukan deteksi tepi, namun sebelum dilakukan proses deteksi tepi, terlebih dahulu dilakukan proses segmentasi [4]. Segmentasi sendiri adalah proses membagi citra dalam beberapa bagian atau kelompok sesuai dengan keunikan masing-masing guna menemukan ciri khusus pada citra [4]. Segmentasi juga berguna untuk memisahkan daerah objek dengan latar belakangnya untuk mengambil informasi dari objek tersebut agar selanjutnya bisa dilakukan proses deteksi tepi [4].

Deteksi tepi adalah suatu proses untuk menghasilkan tepi-tepi dari objek pada suatu citra [5]. Hasil dari deteksi tepi yaitu meningkatnya kecerahan pada garis tepi atau batas pada sebuah objek di dalam citra [6]. Untuk melakukan deteksi tepi ini, algoritma yang akan digunakan antara lain yaitu Sobel, Prewitt, Robert, Canny, Kirsch, dan Laplacian of Gaussian (LoG), dengan mengimplementasikannya pada citra rontgen batu saluran kemih yang akan dibandingkan hasilnya untuk menentukan algoritma mana yang memiliki hasil paling baik dan akurat [7].

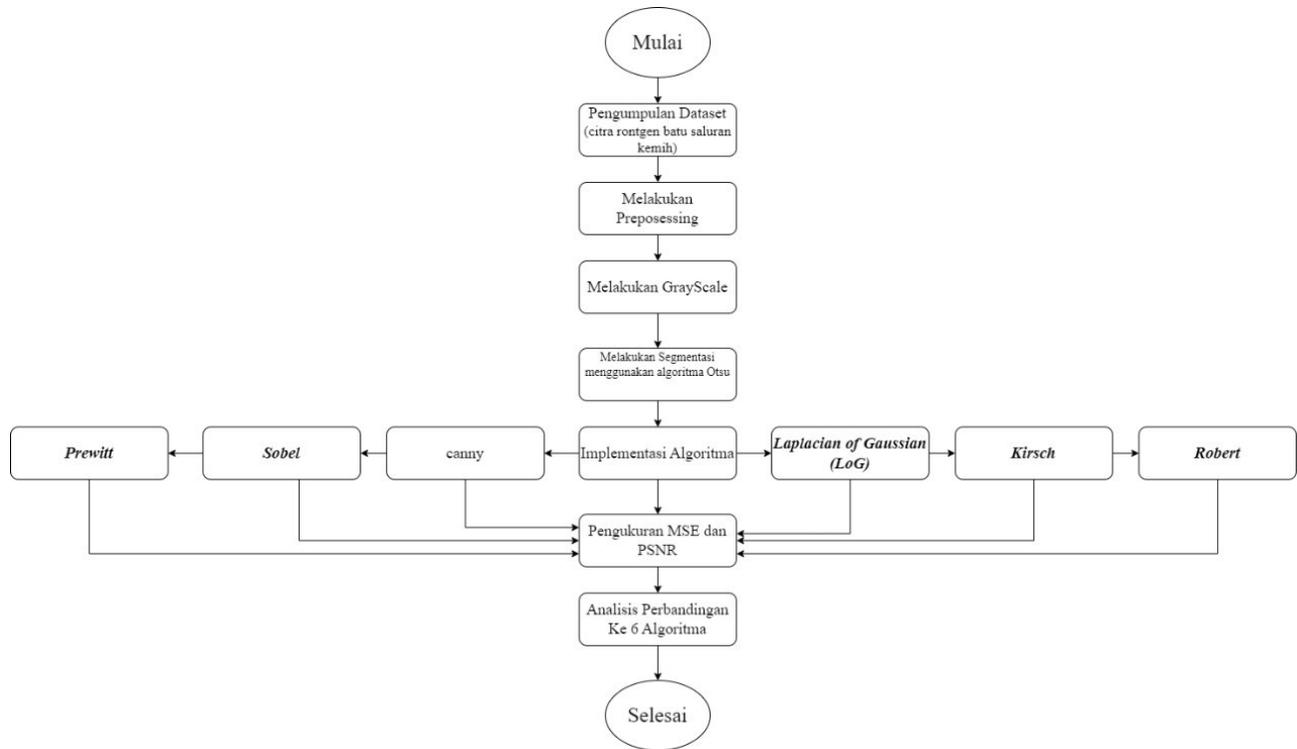
Algoritma Sobel, telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi pengolahan citra digital termasuk deteksi tepi, seperti deteksi tepian objek batu permata [8]. Algoritma Sobel efektif menghasilkan pengukuran komponen gradien secara terpisah dan memungkinkan untuk menemukan magnitudo gradien di setiap titik gradien tersebut, tetapi kurang efektif jika terkandung banyak noise pada citra [9]. Algoritma Prewitt merupakan algoritma yang tergolong baik dalam melakukan proses deteksi tepi dan bisa berformat JPEG, GIF, dan PNG [10]. Tetapi algoritma Prewitt bekerja kurang optimal dalam menampilkan tepi dari keretakan tulang pada citra X-ray tulang pada kasus tertentu [11]. Algoritma Prewitt memiliki implementasi yang cukup sederhana dan kemampuan deteksi tepi yang baik, namun memiliki kelemahan dalam sensitivitas terhadap noise atau derau [12]. Algoritma Robert memiliki ukuran kernel yang kecil, ini membuat proses komputasi menjadi sangat cepat, namun Robert sangat terpengaruh

oleh noise dan lemah terhadap tepi objek [13]. Algoritma Robert digunakan untuk mendeteksi tepi citra split underwater dan berfungsi sangat baik dalam membantu mempercepat deteksi tepi [14]. Algoritma Canny pernah digunakan untuk mendeteksi tepi pola pada rumah adat di Indonesia [15]. Menurut penelitian sebelumnya, algoritma ini mampu melakukan deteksi tepi dengan baik meskipun citra dalam kondisi memiliki banyak noise, tetapi algoritma ini membutuhkan komputasi yang kompleks dan memakan waktu lama [12]. Algoritma Kirsch efektif dalam mendeteksi tepi horizontal, vertikal, dan diagonal, tetapi cukup sensitif terhadap noise sehingga mungkin menghasilkan tepi palsu [16]. Sedangkan menurut penelitian lain, algoritma Kirsch sangat cocok digunakan untuk mendeteksi gambar citra digital [17]. Laplacian of Gaussian (LoG), merupakan algoritma deteksi tepi yang di kembangkan dari turunan kedua, yang terbentuk oleh proses Gaussian yang di ikuti operator Laplacian [18]. Algoritma ini menghasilkan tepian yang lebih tajam dan jelas, namun algoritma ini memerlukan banyak komputasi terutama pada citra berukuran besar [18].

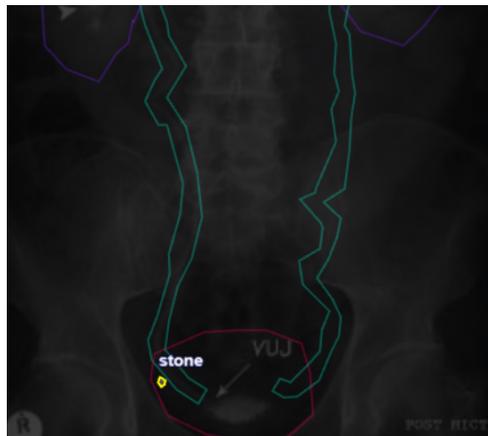
Pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan antara enam algoritma deteksi tepi, yaitu Sobel, Prewitt, Robert, Canny, Kirsch, dan Laplacian of Gaussian (LoG), untuk mendeteksi batu saluran kemih pada citra rontgen. Penelitian ini akan menggunakan MSE dan PNSR untuk menentukan algoritma yang paling efektif dalam mendeteksi tepi. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui algoritma deteksi tepi yang paling efektif dalam mendeteksi batu saluran kemih pada citra rontgen dan untuk meningkatkan akurasi diagnosis dan pengobatan batu saluran kemih.

2. Metode Penelitian

Dalam metode penelitian ini terdapat beberapa tahapan untuk penyelesaian masalah. Tahapan pertama yaitu pengumpulan dataset, ditahap ini akan dilakukan pengumpulan dataset sebanyak 100 citra berupa citra rontgen batu saluran kemih. Ditahap kedua dilakukan preprosesing untuk melakukan resize dengan cropping pada citra dan mengubah setiap citra menjadi satu ukuran yang sama. Pada tahap ketiga yaitu melakukan grayscale untuk mengubah citra yang sebelumnya berwarna menjadi citra keabuan atau grayscale. Lalu di tahap keempat dilakukan proses segmentasi untuk memisahkan objek dengan latar belakangnya. Ditahap kelima baru dilakukan implementasi keenam algoritma tersebut yaitu Sobel, Prewitt, Robert, Canny, Kirsch, dan Laplacian of Gaussian (LoG). Tahap selanjutnya mengukur MSE dan PSNR dari perbandingan citra asli dengan citra hasil implemetasi algoritma. Ditahap terakhir, menganalisa perbandingan dari setiap algoritma. Pada Gambar 1 adalah kerangka kerja penelitian yang digunakan untuk penyelesaian masalah dalam metode penelitian ini.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian



Gambar 2. Citra Batu Saluran Kemih

2.1 Pengumpulan Dataset

Dataset dalam penelitian ini terdiri dari 100 citra rontgen [19] yang diambil dari pasien dengan diagnosis batu saluran kemih. Sampel ini dipilih secara acak dan representatif dari pasien yang memiliki diagnosis batu saluran kemih. Pada Gambar 2 adalah contoh citra rontgen pasien batu saluran kemih yang digunakan (di dalam lingkaran kuning merupakan objek batu saluran kemih).

2.2 Melakukan Preprocessing

Preprocessing berguna untuk memisahkan citra dengan latar belakangnya, tujuannya untuk mempersiapkan citra agar dapat diproses untuk tahapan selanjutnya. Preprocessing akan mengubah ukuran citra yang berbeda menjadi satu ukuran sebelum lanjut ke proses grayscale [20].

2.3 Melakukan Grayscale

Citra grayscale merupakan citra yang hanya memiliki warna antara dari hitam sampai putih. Nilai keabuan suatu piksel bergantung pada graylevel atau derajat keabuan 0-255. Suatu citra berwarna dapat diubah ke citra grayscale dengan mengubah nilai piksel dari RGB ke kanal grayscale [21]. Rumus grayscale dituliskan sebagai berikut:

$$Grayscale = \frac{R+G+B}{3} \tag{1}$$

$$Grayscale = 0.299 R + 0.587 G + 0.114 B \tag{2}$$

2.4 Melakukan Segmentasi

Otsu Thresholding merupakan salah satu metode dalam melakukan proses segmentasi pada citra digital, cara yang dilakukan yaitu mengubah citra digital grayscale menjadi warna hitam putih berdasarkan pada perbandingan nilai ambang dengan nilai warna pada piksel [22].

2.5 Implementasi Algoritma

a. Algoritma Sobel

Sobel berguna untuk menentukan deteksi tepi objek dari suatu citra digital, Sobel terdiri dari dua matriks mask atau kernel yang berukuran 3x3, dengan masing-masing adalah H_x dan H_y [8]. Berikut adalah langkah-langkah menggunakan algoritma Sobel:

- 1 Pilih citra yang sudah dilakukan proses segmentasi, jika masih belum lakukan segmentasi terlebih dahulu.
- 2 Gunakan kernel dari operator Sobel, H_x dan H_y adalah matriks mask yang digunakan untuk deteksi tepi.

$$H_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

- 3 Hitung nilai gradien dari citra yang telah diimplementasikan dengan kernel melalui operator Sobel [8].

$$P = \sqrt{H_x^2 + H_y^2} \quad (4)$$

b. Algoritma Prewitt

Operasi Prewitt digunakan untuk mendeteksi tepi pada suatu citra. Prewitt mirip dengan Sobel, hanya saja filter ini memiliki kelebihan lebih cepat dibanding Sobel. Algoritma Prewitt menggunakan dua kernel berukuran 3x3, tepi horizontal dan tepi vertikal [12]. Berikut adalah langkah-langkah menggunakan algoritma Prewitt:

- 1 Pilih citra yang sudah dilakukan proses segmentasi, jika masih belum lakukan proses segmentasi terlebih dahulu.
- 2 Lakukan operasi Prewitt dengan kernel ini [12]:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

- 3 Hitung menggunakan persamaan berikut ini [12]:

$$|\nabla f| = \sqrt{(G^2)_X + \sqrt{(G^2)_Y}} \quad (6)$$

$$|\nabla f| = |(G^2)_X| + |(G^2)_Y| \quad (7)$$

c. Algoritma Robert

Robert merupakan operasi deteksi tepi yang menggunakan dua filter berukuran 2x2. Karena ukurannya yang kecil membuat komputasi berjalan sangat cepat [12]. Berikut langkah-langkah untuk melakukan operasi Robert:

- 1 Masukkan citra berupa citra hasil segmentasi.

- 2 Lakukan konvolusi pada citra grayscale dengan kernel Robert arah horizontal dan vertikal.

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

- 3 Hitung magnitude gradient menggunakan persamaan [13]:

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

d. Algoritma Canny

Algoritma Canny merupakan salah satu operasi deteksi tepi modern, Canny dilakukan dengan menggunakan fungsi matriks citra dan metode konvolusi Gaussian [23]. Langkah-langkah dalam melakukan operasi Canny adalah sebagai berikut:

- 1 Smoothing merupakan proses untuk menghilangkan noise, menggunakan persamaan Gaussian Filter [15]:

$$G(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot e^{-\frac{(i-u)^2 + (j-v)^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

Di mana: $e = 2.17$

σ = Merupakan standar deviasi

$\pi = 3.14$

- 2 Menggunakan salah satu operasi seperti Robert, Prewitt atau Sobel dengan dua kernel. Hasilnya menggunakan persamaan persamaan [15]:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (11)$$

- 3 Menentukan arah tepian yang dicari menggunakan persamaan [15]:

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (12)$$

e. Algoritma Kirsch

Operasi Kirsch adalah sebuah metode deteksi tepi yang menggunakan matriks berukuran 3×3 piksel dengan delapan buah kernel (k_0-k_7) [24]. Berikut langkah-langkah untuk menggunakan operasi Kirsch pada deteksi tepi:

- 1 Masukkan **citra yang sudah dilakukan proses segmentasi**.
- 2 Gunakan delapan kernel (k_0-k_7) pada citra *grayscale* untuk mendapat respon tepi dalam delapan arah berbeda [16]:

$$\begin{aligned}
 k0 &= \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix} & k1 &= \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \\
 k2 &= \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} & k3 &= \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \\
 k4 &= \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix} & k5 &= \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix} \\
 k6 &= \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix} & k7 &= \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{13}$$

Di mana:

- $k0$ = Timur
- $k1$ = Timur laut
- $k2$ = Utara
- $k3$ = Barat laut
- $k4$ = Barat
- $k5$ = Barat daya
- $k6$ = Selatan
- $k7$ = Tenggara

3 Hitung magnitude tepi dengan memilih nilai maksimum dari respons tepi delapan arah, gunakan persamaan berikut:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \tag{14}$$

4 Tentukan arah tepi dengan memilih filter yang menghasilkan respons maksimum.

f. Algoritma Laplacian of Gaussian (LoG)

Laplacian of Gaussian (LoG) merupakan metode deteksi tepi yang dikembangkan dari turunan kedua, yang terbentuk oleh proses Gaussian yang diikuti operator Laplacian. Operasi Laplacian of Gaussian (LoG) bekerja menggunakan dua kernel berukuran 3×3 .

Berikut ini langkah-langkah dalam melakukan operasi Laplacian of Gaussian (LoG) pada citra grayscale [18]:

1. Masukkan citra yang sudah dilakukan proses segmentasi terlebih dahulu.

2. Gunakan kernel horizontal (G_x) dan vertikal (G_y) untuk mencari setiap piksel pada citra [?]:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -4 & 0 & 4 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -4 & -1 \end{bmatrix} \tag{15}$$

3. Hitung gradient magnitude dengan rumus persamaan berikut [18]:

$$G(f(x,y)) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \tag{16}$$

Di mana:

- G_x^2 = Merupakan matriks LoG
- G_y^2 = Merupakan matriks LoG

2.6 Pengukuran MSE dan PSNR

MSE atau Mean Squared Error merupakan rata-rata kuadrat nilai kesalahan antara citra asli dengan citra hasil implementasi algoritma, pada deteksi tepi semakin tinggi nilai MSE hasil pengolahan citra maka proses implementasi algoritma semakin baik [25]. Rumus MSE dituliskan sebagai berikut:

$$MSE^2 = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (f(i,j) - g(i,j))^2 \tag{17}$$

Di mana:

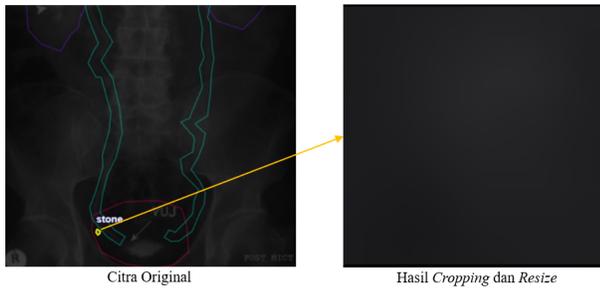
- MSE = Nilai *Mean Square Error* dari citra
- m = Merupakan panjang citra dalam piksel
- n = Merupakan lebar citra dalam piksel
- (i, j) = Merupakan koordinat setiap piksel

PSNR atau Peak Signal-to-Noise Ratio merupakan perbandingan antara nilai maksimum yang diperoleh dari sinyal yang diukur dengan besarnya noise yang berpengaruh pada sinyal tersebut. Ini adalah parameter standar untuk menilai kualitas suatu citra dengan membandingkan noise terhadap sinyal puncak, pada deteksi tepi semakin rendah nilai PSNR yang diperoleh maka semakin baik citra hasil implementasi algoritma, PSNR biasa diukur dalam satuan desibel [25]. Rumus untuk menghitung PSNR dituliskan sebagai berikut:

$$PSNR = 20 \times \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right) \tag{18}$$

Di mana:

- MSE = Nilai *Mean Square Error* dari citra
- $PSNR$ = Merupakan nilai Peak Signal-to-Noise Ratio



Gambar 3. Preprocessing Citra Batu Saluran Kemih

3. Hasil Pembahasan

3.1 Hasil Preprocessing

Pada tahapan ini, dilakukan proses preprocessing pada setiap dataset citra rontgen batu saluran kemih dengan cropping agar citra hanya berfokus pada objek batu saluran kemih dan resize setiap citra agar memiliki ukuran yang sama yaitu 255x255 piksel, sehingga selanjutnya dapat dilakukan proses grayscale untuk mengubah citra berwarna menjadi citra grayscale atau keabuan. Pada Gambar. 3 merupakan contoh hasil preprocessing.

3.2 Hasil Greyscale

Pada Gambar 4 dibawah ini merupakan hasil citra rontgen batu saluran kemih yang sudah dilalui proses grayscale, dapat terlihat lebih jelas pola tidak merata dengan warna yang lebih cerah dari daerah sekitarnya yang menandakan adanya struktur padat atau batu:



Gambar 4. Grayscale Citra Batu Saluran Kemih

3.3 Hasil Segmentasi

Pada tahapan ini dilakukan proses segmentasi menggunakan algoritma Otsu *Thresholding* untuk memisahkan objek dengan latar belakangnya. Pada Gambar ?? merupakan contoh hasil Otsu *Thresholding*.



Gambar 5. Segmentasi Otsu Citra Batu Saluran Kemih

3.4 Hasil Deteksi Tepi

Deteksi tepi bertujuan untuk meningkatkan kecerahan pada garis tepi atau batas pada sebuah objek di dalam sebuah citra [6]. Untuk melakukan deteksi tepi ini, metode yang akan digunakan antara lain yaitu Sobel, Prewitt, Robert, Canny, Kirsch, dan Laplacian of Gaussian (LoG). Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja enam algoritma deteksi tepi dalam melakukan deteksi tepi pada citra rontgen batu saluran kemih:

a. Hasil Algoritma Sobel

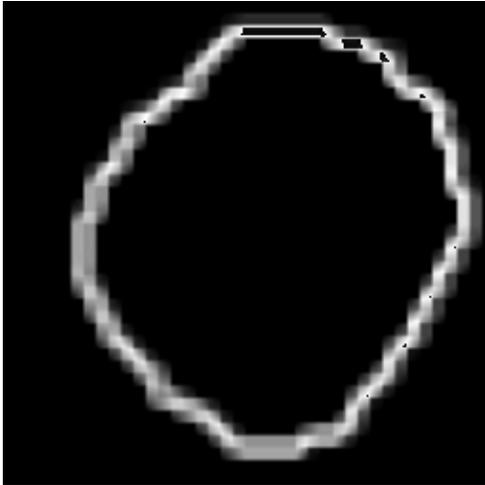
Pada Gambar 6 dapat dilihat bahwa hasil deteksi tepi menghasilkan garis tepi yang tampak tebal dan menyebar. Hal ini terjadi karena Sobel hanya menggunakan operator gradien horizontal dan vertikal tanpa proses peredaman noise. Meskipun mampu menangkap bentuk umum objek batu saluran kemih, kualitas tepi terlihat kurang tajam dan cenderung kabur, sehingga dapat menyulitkan dalam proses segmentasi yang presisi.

b. Hasil Algoritma Prewitt

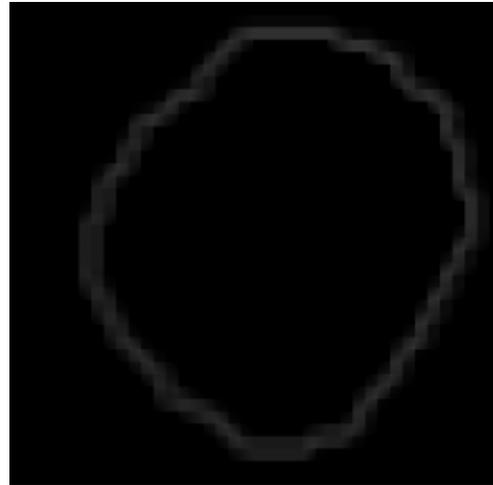
Pada Gambar 7, diperoleh hasil tepi yang sedikit lebih tipis dibanding Sobel. Meskipun kontur objek masih terlihat, tepi yang dihasilkan tampak kurang kontras dan agak samar. Hal ini dikarenakan Prewitt menggunakan kernel dengan bobot yang lebih merata, hasilnya beberapa detail tepi jadi kurang jelas dan tidak menonjol.

c. Hasil Algoritma Robert

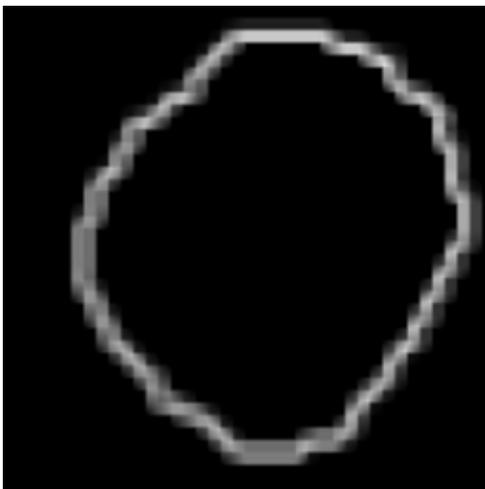
Pada Gambar 8 di bawah, terlihat jika hasil algoritma Robert kurang terlihat jelas, meskipun tepi yang dihasilkan halus dan tipis. Algoritma ini bekerja



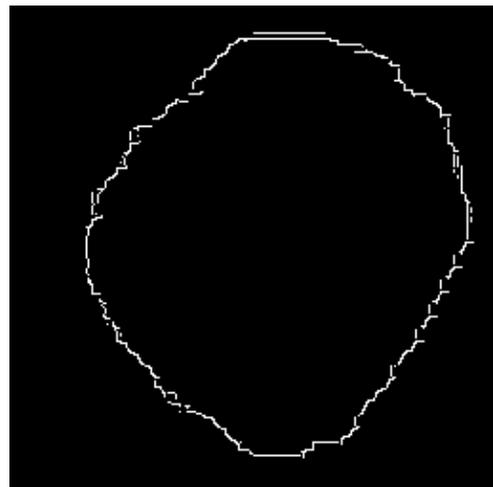
Gambar 6. Sobel Citra Batu Saluran Kemih



Gambar 8. Robert Citra Batu Saluran Kemih



Gambar 7. Prewitt Citra Batu Saluran Kemih



Gambar 9. Canny Citra Batu Saluran Kemih

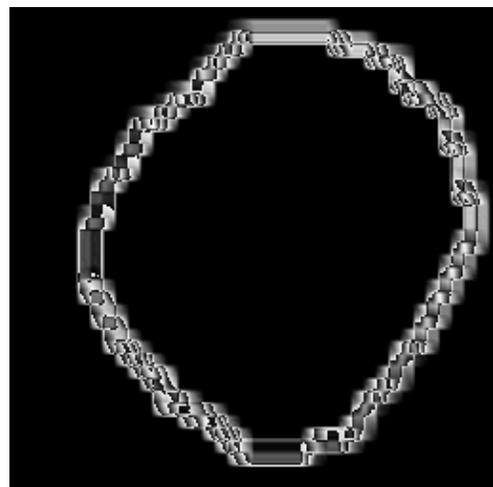
dengan mendeteksi perubahan intensitas pada arah diagonal, sehingga hasilnya lebih sensitif terhadap detail kecil, namun karena tidak ada penguatan tepi dan pengurangan noise maka garis tepi tampak tidak merata dan kurang konsisten.

d. Hasil Algoritma Canny

Pada Gambar 9 di bawah ini, terlihat jika Canny mampu menghasilkan garis tepi yang sangat tipis, bersih, dan juga tajam. Canny menggunakan kombinasi seperti Gaussian untuk reduksi, perhitungan gradien, serta non-maximum suppression untuk memperkuat tepi, hasilnya adalah garis tepi yang sangat presisi.

e. Hasil Algoritma Kirsch

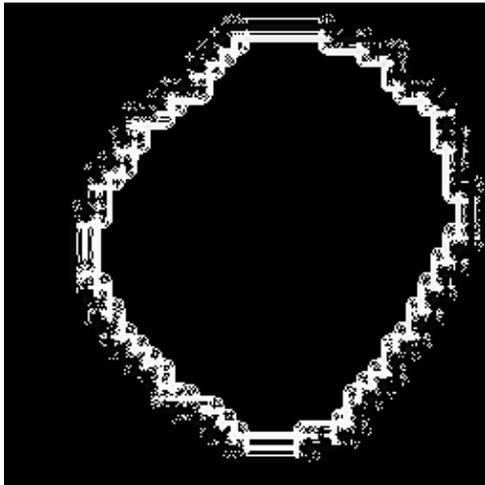
Pada Gambar 10, hasil dari deteksi tepi Kirsch menunjukkan tepi yang tebal dan berpola blok. Ini membuat hasil deteksi menjadi kurang ideal untuk diaplikasikan di bidang medis.



Gambar 10. Kirsch Citra Batu Saluran Kemih

f. Hasil Algoritma Laplacian of Gaussian

Pada Gambar 11 di bawah, dapat dilihat algoritma LoG menghasilkan tepi yang cukup kompleks dan berlapis-lapis, dengan pola tepi yang berulang di sekitar kontur objek. Meskipun berhasil menangkap detail, tingkat noise dan tepi ganda cukup tinggi sehingga menyulitkan interpretasi visual pada citra medis.



Gambar 11. Laplacian of Gaussian Citra Batu Saluran Kemih

4. Hasil Pengukuran MSE dan PSNR

Bedasarkan hasil pengukuran MSE dan PSNR, diperoleh nilai rata-rata setiap algoritma dalam mendeteksi 10 citra Batu Saluran Kemih. Pada Gambar 12 dibawah ini adalah grafik rata-rata dari pengukuran MSE dan PSNR setiap algoritma.

a. Hasil Algoritma Sobel

Pada Tabel 1, dapat dilihat hasil pengukuran MSE dan PSNR pada citra rontgen batu saluran kemih menggunakan algoritma Sobel dengan rata-rata MSE 3254.95 dan PSNR 13.72. Algoritma ini memiliki hasil visual yang cenderung kabur dan kurang tajam, sehingga secara kualitas visual tidak lebih baik dari Canny.

Tabel 1. Hasil Pengukuran MSE dan PSNR pada Algoritma Sobel

No	Citra	MSE	PSNR
1	Batu Saluran Kemih 1	1707.81	15.81
2	Batu Saluran Kemih 2	4198.04	11.90
3	Batu Saluran Kemih 3	3712.68	12.43
4	Batu Saluran Kemih 4	6838.89	13.78
5	Batu Saluran Kemih 5	2443.79	14.25
6	Batu Saluran Kemih 6	3911.69	12.21
7	Batu Saluran Kemih 7	4214.14	11.88
8	Batu Saluran Kemih 8	3737.95	16.40
9	Batu Saluran Kemih 9	1730.02	15.75
10	Batu Saluran Kemih 10	54.30.14	12.78
	Rata-Rata	3254.95	13.72

b. Hasil Algoritma Prewitt

Tabel 2. Hasil Pengukuran MSE dan PSNR pada Algoritma Prewitt

No	Citra	MSE	PSNR
1	Batu Saluran Kemih 1	1757.76	15.68
2	Batu Saluran Kemih 2	4220.42	11.88
3	Batu Saluran Kemih 3	3721.42	12.42
4	Batu Saluran Kemih 4	6829.10	11.66
5	Batu Saluran Kemih 5	2441.13	14.25
6	Batu Saluran Kemih 6	3888.81	12.45
7	Batu Saluran Kemih 7	4221.23	11.88
8	Batu Saluran Kemih 8	3792.71	12.39
9	Batu Saluran Kemih 9	1720.42	14.55
10	Batu Saluran Kemih 10	5420.71	10.79
	Rata-Rata	3801.37	12.8

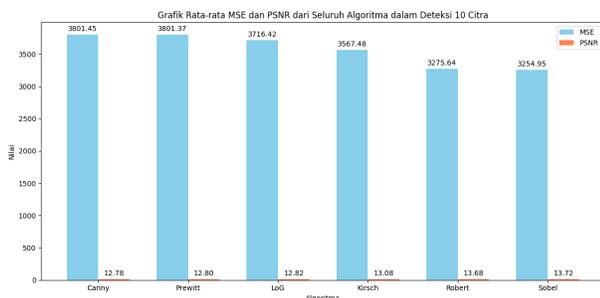
Pada Tabel 2, dapat dilihat hasil pengukuran MSE dan PSNR pada citra rontgen batu saluran kemih menggunakan algoritma Prewitt dengan rata-rata MSE 3801.37 dan PSNR 12.8. Nilai yang diperoleh ini hampir sama dengan Canny, karena juga menggunakan operator gradien, namun tanpa smoothing atau thresholding sehingga hasil tepinya kurang tajam dibanding Canny.

c. Hasil Algoritma Robert

Pada Tabel 3, dapat dilihat hasil pengukuran MSE dan PSNR pada citra rontgen batu saluran kemih menggunakan algoritma Robert dengan rata-rata MSE 3275.64 dan PSNR 13.68. Nilai yang di dapat cukup baik karena model sederhana dan responsif, namun deteksi cenderung kasar dan kurang tajam.

d. Hasil Algoritma Canny

Pada Tabel 4, dapat dilihat hasil pengukuran MSE dan PSNR pada citra rontgen batu saluran kemih



Gambar 12. Grafik Rata-Rata MSE dan PSNR

Tabel 3. Hasil Pengukuran MSE dan PSNR pada Algoritma Robert

No	Citra	MSE	PSNR
1	Batu Saluran Kemih 1	873.48	18.72
2	Batu Saluran Kemih 2	3425.57	12.78
3	Batu Saluran Kemih 3	3082.03	13.24
4	Batu Saluran Kemih 4	6487.87	10.01
5	Batu Saluran Kemih 5	1817.39	15.54
6	Batu Saluran Kemih 6	3425.95	12.78
7	Batu Saluran Kemih 7	4123.01	11.98
8	Batu Saluran Kemih 8	3523.39	12.66
9	Batu Saluran Kemih 9	1041.39	17.95
10	Batu Saluran Kemih 10	4956.35	11.18
	Rata-Rata	3275.64	13.68

menggunakan algoritma Canny dengan rata-rata MSE 3801.45 dan PSNR 12.78. Canny unggul dalam mendeteksi tepi yang halus dan bersih karena dilengkapi dengan Gaussian smoothing, ini membuatnya sangat efektif pada citra rontgen dengan noise.

e. Hasil Algoritma Kirsch

Pada Tabel 5, dapat dilihat hasil pengukuran MSE dan PSNR pada citra rontgen batu saluran kemih menggunakan algoritma Kirsch dengan rata-rata MSE 3567.48 dan PSNR 13.08. Kirsch menggunakan delapan arah konvolusi sehingga sensitif terhadap banyak arah, namun juga memperbesar noise sehingga nilai PSNR relatif sedang.

f. Hasil Algoritma Laplacian of Gaussian (LoG)

Pada Tabel 6, dapat dilihat hasil pengukuran MSE dan PSNR pada citra rontgen batu saluran kemih menggunakan algoritma Laplacian of Gaussian (LoG) dengan rata-rata MSE 3716.42 dan PSNR 12.82. Nilai

Tabel 4. Hasil Pengukuran MSE dan PSNR pada Algoritma Sobel

No	Citra	MSE	PSNR
1	Batu Saluran Kemih 1	1530.25	16.28
2	Batu Saluran Kemih 2	4251.66	11.85
3	Batu Saluran Kemih 3	3673.31	12.48
4	Batu Saluran Kemih 4	6954.28	9.71
5	Batu Saluran Kemih 5	2446.55	14.25
6	Batu Saluran Kemih 6	3875.06	12.25
7	Batu Saluran Kemih 7	4319.38	11.78
8	Batu Saluran Kemih 8	3851.08	12.27
9	Batu Saluran Kemih 9	1547.73	16.23
10	Batu Saluran Kemih 10	5565.23	10.68
	Rata-Rata	3801.45	12.78

Tabel 5. Hasil Pengukuran MSE dan PSNR pada Algoritma Laplacian of Gaussian (LoG)

No	Citra	MSE	PSNR
1	Batu Saluran Kemih 1	1483.44	16.42
2	Batu Saluran Kemih 2	3955.44	12.16
3	Batu Saluran Kemih 3	3317.25	12.92
4	Batu Saluran Kemih 4	6716.06	9.86
5	Batu Saluran Kemih 5	2188.29	14.73
6	Batu Saluran Kemih 6	3712.09	12.43
7	Batu Saluran Kemih 7	4155.45	11.94
8	Batu Saluran Kemih 8	3649.39	12.51
9	Batu Saluran Kemih 9	1364.68	16.78
10	Batu Saluran Kemih 10	5132.71	11.03
	Rata-Rata	3567.48	13.08

Tabel 6. Hasil Pengukuran MSE dan PSNR pada Algoritma Prewitt

No	Citra	MSE	PSNR
1	Batu Saluran Kemih 1	1986.76	15.15
2	Batu Saluran Kemih 2	4326.75	11.77
3	Batu Saluran Kemih 3	3767.53	12.37
4	Batu Saluran Kemih 4	6695.81	9.87
5	Batu Saluran Kemih 5	2815.10	13.64
6	Batu Saluran Kemih 6	3921.87	12.20
7	Batu Saluran Kemih 7	4387.48	11.71
8	Batu Saluran Kemih 8	1827.39	15.51
9	Batu Saluran Kemih 9	1922.11	15.29
10	Batu Saluran Kemih 10	5513.44	10.71
	Rata-Rata	3716.42	12.82

yang di dapat lebih baik dari Canny, namun masih menghasilkan banyak tepi palsu karena kurang selektif terhadap kontur utama.

5. Analisis

Berdasarkan hasil analisis pada MSE dan PSNR dari 10 sampel citra pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1 – Tabel 6, diperoleh algoritma terbaik yaitu algoritma Canny dengan nilai rata-rata MSE 3801.45 dimana semakin tinggi nilai MSE maka proses implementasi algoritma semakin baik dan nilai rata-rata PSNR 12.78 dimana semakin rendah nilai yang diperoleh maka semakin baik citra hasil implementasi algoritma. Lalu didapatkan pula algoritma dengan hasil terendah yaitu algoritma Sobel dengan nilai rata-rata MSE 3254.95 dan nilai rata-rata PSNR 13.72 dimana nilai PSNR ini paling tinggi diantara keenam algoritma yang dipakai. Berikut urutan rata-rata nilai MSE algoritma dari yang tertinggi sampai yang terendah berdasarkan analisis perbandingan nilai MSE dan PSNR pada Tabel 7.

Tabel 7. Urutan Hasil Pengukuran MSE dan PSNR Citra Batu Saluran Kemih dari Tertinggi sampai Terendah

No	Algoritma	MSE	PSNR
1	Canny	3801.45	12.78
2	Prewitt	3801.37	12.80
3	LoG	3716.42	12.82
4	Kirsch	3567.48	13.08
5	Robert	3275.64	13.68
6	Sobel	3254.95	13.72

6. Kesimpulan

Hasil analisis algoritma Sobel, Prewitt, Robert, Canny, Kirsch, dan Laplacian of Gaussian (LoG) pada citra rontgen batu saluran kemih menunjukkan bahwa algoritma Canny memiliki hasil paling baik dengan nilai rata-rata MSE 3801.45 dan nilai rata-rata PSNR 12.78, sebaliknya algoritma Sobel memiliki hasil pengukuran paling rendah dengan nilai rata-rata MSE 3254.95 dan nilai rata-rata PSNR 13.72. Keunggulan algoritma Canny tidak hanya ditunjukkan melalui metrik kuantitatif, tetapi juga karena kemampuannya dalam menghasilkan tepi yang lebih tajam dan bersih, dengan Tingkat sensitivitas yang baik terhadap kontur halus serta kemampuan mengurangi noise. Selain itu, Canny juga menerapkan metode non-maximum suppression yang secara efektif mempertahankan tepi dan menghilangkan deteksi palsu akibat noise, sehingga sangat cocok untuk analisis citra medis seperti rontgen. Maka dapat disimpulkan bahwa algoritma Canny lebih baik dibandingkan kelima algoritma lainnya dalam mendeteksi tepi dan menghasilkan citra dengan kualitas tepi yang lebih tajam, dan algoritma Sobel menjadi algoritma paling kurang optimal dalam mendeteksi tepi citra rontgen batu saluran kemih.

Daftar Pustaka

[1] P. K. Goswami, "Urolithiasis : An overview," *International Journal of Pharmaceutical & Biological Archives*, vol. 4, no. 6, pp. 1119–1123, 2013.

[2] A. A. D. Permatasari and R. M. Sholihin, "Diagnostik urolithiasis," *Jurnal Farmasi dan Kesehatan*, vol. 10, no. 1, pp. 35–46, 2021.

[3] S. M. D and S., "Uji kolimator pada pesawat sinar-x merk/ type mednif/sf-100by di laboratorium fisika medik menggunakan unit rmi," *Indonesian Journal of Mathematics and Natural Sciences*, vol. 38, no. 2, pp. 121–126, 2015.

[4] M. Ghozali and H. Sumarti, "Deteksi tepi pada citra rontgen penyakit covid-19 menggunakan metode

sobel," *Jurnal Imejing Diagnostik*, vol. 6, no. 2, pp. 51–59, 2020.

[5] A. S. Anas and A. A. Rizal, "Deteksi tepi dalam pengolahan citra digital," in *Seminar Nasional TIK dan Ilmu Sosial (SocioTech)*, vol. 1, no. 1, 2017, pp. 1–6.

[6] Z. and A., "Implementasi metode canny dan sobel untuk mendeteksi tepi citra," *Jurnal Riset Komputer (JURIKOM)*, vol. 3, no. 6, pp. 25–29, 2016.

[7] I. Riadi, A. Yudhana, and W. Y. Sulisty, "Analisis perbandingan nilai kualitas citra pada metode deteksi tepi," *JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 1, no. 1, pp. 345–351, 2021.

[8] C. Mauludin, H., and I., "Deteksi tepi tingkat transparan batu permata dengan metode sobel," *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, vol. 6, no. 1, pp. 45–50, 2017.

[9] A. Sharma and S. Jaswal, "Analysis of sobel edge detection technique for face recognition," *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET)*, vol. 4, no. 5, pp. 2450–2453, 2015.

[10] A. Putra, V. Sihombing, and M. H. Munandar, "Rancang bangun aplikasi deteksi tepi citra digital menggunakan algoritma prewitt," *Jurnal TEKINKOM*, vol. 4, no. 1, pp. 83–87, 2021.

[11] I. G. N. Suryantara, "Implementasi deteksi tepi untuk mendeteksi keretakan tulang orang lanjut usia (manula) pada citra rontgen dengan operator sobel dan prewitt," *Jurnal Algoritma, Logika dan Komputasi*, vol. 1, no. 2, pp. 51–60, 2018.

[12] S. P. D. Dey and D. Polley, "Edge detection by using canny and prewitt," *International Journal of Scientific & Engineering Research*, vol. 7, no. 4, pp. 251–254, 2016.

[13] L. Widiawati and N. Wulandari, "Akurasi deteksi tepi wajah dengan metode robert, metode prewitt dan metode sobel," *Jurnal Ilmiah MIKA AMIK Al Muslim*, vol. 3, no. 2, pp. 79–87, 2019.

[14] O. F. B. Barus, "Penerapan metode robert pada deteksi tepi citra split underwater," *MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 2, no. 1, pp. 35–44, 2018.

[15] A. N. Hermana and M. S. Juerman, "Implementasi algoritma canny dan backpropagation dalam pengenalan pola rumah adat," Asep Kamaludin, Bandung, 2015.

- [16] V. Lusiana, "Deteksi tepi pada citra digital menggunakan metode kirsch dan robinson," *Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK*, vol. 18, no. 2, pp. 182–189, 2013.
- [17] A. Salam, H. Sunandar, and I. Saputra, "Analisa deteksi tepi citra menggunakan metode kirsch dan unsharp masking pada image ct scan," *Jurnal Pelita Informatika*, vol. 6, no. 4, pp. 398–401, 2018.
- [18] M. H. N, "Penerapan metode log (laplacian of gaussian) dalam mendeteksi tepi citra pada penyakit aterosklerosis," *Jurnal Pelita Informatika*, vol. 8, no. 4, pp. 435–438, 2020.
- [19] V. Mehta, "Roboflow," <https://universe.roboflow.com/vanshika-mehta/kidney-segmentation-slgvu>, 2021, [Accessed 17 June 2024].
- [20] J. W. Yodha and A. W. Kurniawan, "Pengenalan motif batik menggunakan deteksi tepi canny dan k-nearest neighbor," *Techno.COM*, vol. 13, no. 4, pp. 251–262, 2014.
- [21] T., "Pewarnaan citra grayscale ke dalam citra berwarna dengan menggunakan pseudocoloring berbasis palet warna," Institut Teknologi Bandung, Bandung, Tech. Rep., 2019.
- [22] N. Novita, H. Dafitri, and N. Wulan, "Implementasi algoritma otsu thresholding dengan median filter dalam segmentasi citra digital naskah kuno batak (studi kasus: Meseum negeri provinsi sumatera utara)," *Journal of Informatics and Data Science (J-IDS)*, vol. 1, no. 1, 2022.
- [23] L. Maximillian, Y. R. Finsensia, and M. Anugraha, "Perbandingan algoritma sobel dan canny untuk deteksi tepi citra daun lidah buaya," *KOMPUTA: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, vol. 12, no. 2, pp. 69–79, 2023.
- [24] D. S. Nanadath, "Detection of diabetic retinopathy using kirsch edge detection and watershed transformation algorithm," *International Journal Of Advance Research, Ideas And Innovations In Technology*, vol. 1, no. 2, 2015.
- [25] G. I. W. Tamtama, "Perbandingan dan analisis untuk algoritma deteksi tepi pada jaringan saraf tiruan," *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, vol. 6, no. 1, pp. 67–71, 2021.