

Perbandingan Efisiensi Deteksi Tepi Roberts, Prewitt, dan Canny untuk Identifikasi Kartu Mahasiswa

Rizal Adi Saputra¹, Muhamad Amhar Rayadin^{2*}, Wa Ode Ika Febryanti³

^{1,2,3} Jurusan Teknik Informatika Universitas Halu Oleo
Kampus Hijau Bumi Tridharma Anduonuhu Kendari, Indonesia

e-mail: ¹rizaladisaputra@uho.ac.id, ^{2*}amhararrayadin@gmail.com, ³waodeikafebryanti@gmail.com

Informasi Artikel

Diterima: 22-07-2023

Direvisi: 03-09-2023

Disetujui: 06-09-2023

Abstrak

Sekarang ini setiap universitas/ perguruan tinggi memiliki identitas tersendiri yang membedakannya dengan universitas/ perguruan tinggi lain. Memisahkan mahasiswa dari universitas berdasarkan kartu mahasiswa mereka. Dalam kartu mahasiswa terdapat data NIM. Nomor Induk Mahasiswa (NIM) adalah nomor yang digunakan sebagai nomor identitas mahasiswa selama masa studi berlangsung. Berdasarkan hal itu sebuah perguruan tinggi perlu memiliki sistem yang dapat mengidentifikasi NIM pada kartu mahasiswa. Adanya sistem tersebut dapat mempermudah dalam mengidentifikasi data mahasiswa berdasarkan nim yang tertera pada kartu mahasiswa. Untuk melakukan identifikasi data NIM pada kartu mahasiswa, dapat dilakukan metode deteksi tepi. Operator kernel pertama yang digunakan adalah Roberts. Kemudian digunakan Prewitt, lalu terakhir Canny. Ketiga metode ini bekerja dengan mengidentifikasi dan menonjolkan lokasi pixel yang memiliki nilai perbedaan intensitas citra yang ekstrim, akan tetapi ketiganya memiliki perbedaan pada ukuran kernel, kompleksitas metode, dan sensitivitas terhadap derau. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan efisiensi antara ketiga operator tersebut dalam deteksi tepi. Dari hasil identifikasi NIM, diperoleh nilai rata - rata MSE, RMSE, dan PSNR operator Canny dari data uji yaitu 0.34068692, 0.57071118 dan 53.08796. Nilai ini adalah lebih baik dibanding dengan Roberts dan Prewitt. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa operator Canny adalah yang terbaik untuk melakukan deteksi tepi pada kartu mahasiswa.

Kata Kunci: Deteksi Tepi, Kartu Mahasiswa, Canny

Abstract

Nowadays, every university/college has its own identity that distinguishes it from other universities/colleges. Separating students from the university based on their student card. The student card contains NIM data. Student Identification Number (NIM) is a number that is used as a student identity number during the study period. Based on this, a university needs to have a system that can identify NIM on a student card. The existence of this system can make it easier to identify student data based on the NIM listed on the student card. To identify NIM data on student cards, an edge detection method can be used. The first kernel operator used is Roberts. Then Prewitt is used, then finally Canny. These three methods work by identifying and highlighting pixel locations that have extreme image intensity difference values, but all three have differences in kernel size, method complexity, and noise sensitivity. This study aims to compare the effectiveness of the three operators in edge detection. From the NIM identification results, the average MSE, RMSE, and PSNR values of the Canny operator from the test data are 0.34068692, 0.57071118 and 53.08796. These values are better than Roberts and Prewitt. Thus it can be concluded that the Canny operator is the best to perform edge detection on student cards.

Keywords: Edge Detection, Student Cards, Canny

1. Pendahuluan

Sekarang ini setiap perguruan tinggi menyediakan kartu tanda mahasiswa sebagai identitas mahasiswa yang menuntut ilmu di Universitasnya. Biasanya kartu tanda mahasiswa berisi informasi berupa data diri mahasiswa yang memiliki bentuk kartu yang

dapat dengan mudah dibawa kemana-mana. Pada umumnya beberapa Universitas hanya mencantumkan data umum yakni NIM dan fakultas asalnya (Anshori et al., 2022).

Pada awal masa akademik mahasiswa, pihak kampus akan mengeluarkan kartu mahasiswa resmi yang didalamnya memuat



nama mahasiswa, nama studi, nim dan nama universitas. Kartu mahasiswa membuktikan bahwa seseorang merupakan mahasiswa aktif di universitas tempat kuliahnya. Kartu mahasiswa biasanya digunakan sebagai tanda pengenal saat akan berencana mengikuti kegiatan akademik maupun non akademik (Pualinggi et al., 2021). Dimana nim yang tertera pada kartu mahasiswa merupakan atribut paling ideal yang dapat digunakan dalam perbandingan satu mahasiswa dengan mahasiswa lain karena setiap mahasiswa memiliki nim yang berbeda-beda nantinya.

Nomor Induk Mahasiswa (NIM) adalah nomor yang digunakan sebagai nomor identitas mahasiswa selama masa studi berlangsung. Nomor Induk Mahasiswa (NIM) terdiri atas beberapa digit (angka) atau huruf yang pemaknaannya berdasarkan 4 (empat) kelompok, yaitu kapan mahasiswa itu terdaftar, kode program studi yang diambil mulai dari fakultas, jurusan, profesi, serta jenjang program, status mahasiswa, dan nomor urut absen mahasiswa pada program studi di tahun terdaftar. Adapun jumlah digit yang ditetapkan pada masing-masing kelompok tergantung dengan kebijakan dari perguruan tinggi masing-masing (Rahardja et al., 2018).

Dengan perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi sekarang ini dapat menghasilkan berbagai perkembangan komputerisasi untuk dapat dimanfaatkan dalam membantu manusia memperoleh informasi data (Gansar Suwanto et al., 2021). Diantaranya sistem yang dapat mengidentifikasi nim pada kartu mahasiswa jelas diperlukan oleh setiap perguruan tinggi. Adanya sistem tersebut dapat meningkatkan efisiensi administratif perguruan tinggi, memfasilitasi pemantauan kehadiran mahasiswa, serta meningkatkan keamanan dan pengendalian akses di berbagai fasilitas kampus. Tahapan utama metode yang kami usulkan yaitu Metode Deteksi Tepi Roberts, Prewitt, dan Canny untuk mengidentifikasi data nim pada Kartu Mahasiswa. Dimana penelitian ini diharapkan dapat memberikan hasil perbandingan efisiensi metode yang akurat dan juga efektif.

2. Metode Penelitian

Citra adalah istilah lain yang sering digunakan untuk menyebut gambar, terutama dalam konteks pengolahan citra. Dalam bidang pengolahan citra, citra dapat dianggap sebagai fungsi dua variabel, yaitu $f(x,y)$, di mana x dan y mewakili koordinat spasial dan nilai $f(x,y)$ mewakili intensitas citra di koordinat tersebut (Pangaribuan & Sitohang, 2023).

Pengolahan citra digital merujuk pada proses manipulasi gambar dua dimensi dengan

menggunakan komputer (Wicaksana & Rachman, 2018). Citra digital harus diwakili dalam bentuk angka numerik dengan nilai intensitas cahaya yang diskrit, sehingga komputer dapat memprosesnya dengan baik (Ulfah et al., 2023). Citra digital diperoleh melalui proses akuisisi citra yang dilakukan menggunakan peralatan digital, seperti kamera. Dalam citra digital, dikenal istilah sistem sampling dan sistem kuantisasi. Sistem sampling memotong citra analog menjadi citra diskrit dengan M kolom dan N baris. Piksel merupakan istilah yang merujuk pada perpotongan baris dan kolom pada citra digital. Adapun sistem kuantisasi menentukan besar intensitas pada citra sehingga diperoleh resolusi citra.

Citra RGB merupakan citra yang tersusun dari ruang warna RGB, dimana piksel - pikselnya merupakan kombinasi dari 3 buah piksel *red*, *green*, dan *blue* yang memiliki nilai intensitas tertentu. Umumnya, citra RGB tersusun dari 24 bit, tersusun atas 8 bit komponen warna *red*, 8 bit komponen warna *green*, dan 8 bit komponen warna *blue* (Rema, 2019). Rentang nilai intensitas tiap pixel antara 0 sampai 255. Pada Tabel 1 ditunjukkan vektor komponen warna RGB.

Tabel 1. Vektor komponen RGB

No	Warna	Vektor (R,G,B)
1	Merah	(1,0,0)
2	Hijau	(0,1,0)
3	Biru	(0,0,1)
4	Putih	(1,1,1)
5	Hitam	(0,0,0)

Citra *grayscale* atau citra keabuan merupakan citra yang nilai setiap pikselnya dipresentasikan dengan level keabuan (Saputra et al., 2022). Citra *grayscale* yaitu citra abu - abu yang memiliki rentang intensitas warna dari 0 (hitam) sebagai yang tergelap sampai 255 (putih) sebagai yang paling terang.

Selain diperoleh melalui akuisisi citra menggunakan peralatan digital yang mendukung untuk akuisisi *grayscale*, citra *grayscale* juga dapat dihasilkan dari citra RGB yang dikonversi ke citra *grayscale* (Saifullah, 2020). Setiap pixel citra *grayscale* diperoleh dari operasi konversi nilai pixel RGB ke *grayscale*. Persamaan (1) menunjukkan rumus konversi RGB ke *grayscale*.

$$grayscale = (0.2989 * Red) + (0.5870 * Green) + (0.1141 * Blue) \quad (1)$$

Pada segmentasi citra gambar diklasifikasi atas bagian-bagian tertentu, seperti objek dan latar. Dalam segmentasi citra, terdapat sifat discontinuity dan similarity intensitas piksel. Discontinuity dipakai dalam segmentasi citra

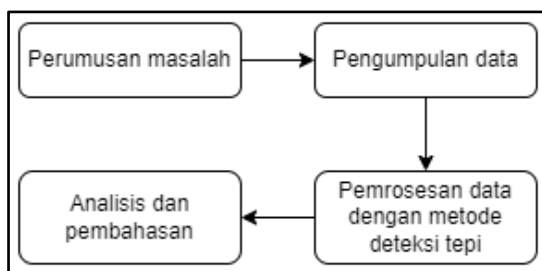
ketika terdapat bagian yang memiliki perubahan intensitas secara tiba-tiba. Adapun similarity dipakai dalam segmentasi untuk membagi citra dengan prinsip region based. Region based yaitu citra dibagi ke beberapa bagian yang sifatnya mirip (Letelay, 2019). Dengan Segmentasi citra, objek yang diperlukan dan batas outline dari setiap objek dapat diperoleh (Letelay, 2019; Saifullah, 2020). Hasil segmentasi citra nantinya digunakan untuk keperluan tertentu sesuai dengan tujuan segmentasi.

Tepi adalah perubahan nilai intensitas derajat keabuan yang mendadak (besar) dalam jarak yang singkat (Kuswandi & Fadillah, 2019). Pendekatan tepi dapat merujuk pada suatu arah yang berbeda-beda, yang dipengaruhi perbedaan intensitas pada citra.

Melalui deteksi tepi kita dapat memperoleh informasi dari sebuah citra. Dengan deteksi tepi, garis batas pada citra lebih ditampakkan sehingga kita memperoleh objek dari citra tersebut. Tepi pada citra yang dideteksi melalui proses segmentasi, diidentifikasi, kemudian nantinya objek hasil identifikasi yang berisi informasi tersebut dapat digunakan untuk suatu kebutuhan tertentu.

Dalam proses deteksi tepi digunakan beberapa teknik berbeda yaitu operator Robert, Sobel, Prewitt dan Canny. Untuk mengidentifikasi tepi yang lebih curam, umumnya digunakan operator gradien kedua. Operator gradien kedua merupakan turunan kedua dari operator pertama. Teknik yang dapat digunakan yaitu Gaussian dan Laplacian Gaussian.

Adapun tahapan metode penelitian ditunjukkan pada Gambar 1 di bawah ini.



Gambar 1. Tahapan metode penelitian

2.1. Rumusan Masalah

Dalam penelitian ini, landasan masalah yang diangkat yaitu diperlukannya sebuah metode deteksi tepi yang efisien untuk deteksi data NIM pada kartu mahasiswa, yang berguna untuk pengembangan sistem administrasi mahasiswa. Olehnya itu penulis membandingkan metode deteksi tepi Robert, Prewitt dan Canny untuk melihat metode deteksi tepi mana yang paling baik untuk identifikasi citra kartu mahasiswa.

2.2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data sampel berupa kartu mahasiswa dari mahasiswa Universitas Halu Oleo sebanyak 50 kartu mahasiswa. Kemudian mencari referensi dari berbagai majalah dan situs web, serta buku-buku dari sistem informasi pensiun. tidak hanya tentang informasi, tetapi juga tentang implementasi. Dengan mempelajari literatur, penerjemah dapat memperoleh informasi yang lebih akurat dan bertanggung jawab.

2.3. Proses Metode Tepi

Proses metode deteksi tepi dilakukan dengan membuat *coding* (pengkodean) untuk mengidentifikasi NIM yang ada pada kartu mahasiswa menggunakan metode :

a) Metode Roberts

Metode Roberts disebut juga dengan teknik diferensial, yaitu diferensial horizontal dan diferensial vertikal, lalu proses konversi berupa biner ditambahkan sesudah diferensial selesai. Inti filter metode Roberts ditunjukkan pada Persamaan (2) (Kuswandi & Fadillah, 2019).

$$H = \begin{vmatrix} -1 & 1 \end{vmatrix} \text{ dan } H = \begin{vmatrix} -1 \\ 1 \end{vmatrix} \quad (2)$$

Saat Roberts digunakan pada pengolahan citra, citra/gambar asli diubah dari citra berwarna ke citra 8 bit, dan nilainya diperoleh melalui pertimbangan jumlah garis *grayscale* pada citra. Di mana adalah diferensial horizontal dan adalah diferensial vertikal dalam metode Robert. Diferensial horizontal memiliki matriks 2 x 2 dan diferensial vertikal juga memiliki matriks 2 x 2. Matriks diferensial pada arah x dan diferensial pada arah y kemudian digabungkan dalam skala abu-abu. Kemudian tambahkan nilai absolut dari belokan diferensial horizontal ke belokan diferensial vertikal. Lalu ada pengamatan tepi bandit.

b) Metode Prewitt

Prewitt yaitu kelanjutan dari metode Robert, dimana filter high-pass filter (HPF) digunakan dengan buffer satu (1) nol (0). Metode ini menggunakan prinsip fungsi Laplacian untuk membuat HPF-nya. Filter kernel berupa matriks 3*3 yang ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$H = \begin{vmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{vmatrix} \text{ dan } H = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} \quad (2)$$

Saat pengolahan ini berlangsung, citra asli diubah menjadi ruang warna *grayscale* yang sebelumnya dari ruang warna RGB dan nilainya dikonversi berdasarkan jumlah garis *grayscale* pada citra. Jika metode prewitt memiliki diferensial pada arah horizontal dan diferensial

pada arah vertikal. Diferensiasi horizontal matriksnya berordo 3 x 3 dan dengan demikian diferensiasi vertikal memiliki ordo matriks yang sama. Matriks diferensial yang ada pada arah horizontal dan diferensial pada arah vertikal kemudian digabungkan dalam skala abu-abu. Kemudian tambahkan nilai absolut dari belokan diferensial horizontal ke belokan diferensial vertikal. kemudian menerima hasil deteksi tepi Prewitt (Supriyatin, 2020).

c) Metode Canny

Canny adalah salah satu algoritma deteksi tepi terkini yang dikembangkan untuk citra digital. Pada tahun 1986, John Canny memperkenalkan tiga kriteria penting yang menjadi dasar bagi pengembangan filter guna meningkatkan deteksi tepi pada citra yang terdampak oleh derau (bernoise). Ketiga kriteria ini menjadi landasan dalam proses optimalisasi untuk menemukan tepi dengan akurasi yang tinggi dan mengurangi efek derau yang dapat mengganggu hasil deteksi tepi. adapun ketiga kriteianya, yaitu:

1. Mendeteksi dengan baik (kriteria deteksi)
2. Melokalisasi dengan baik (kriteria lokalisasi)
3. Respon yang jelas (kriteria respon)

Algoritma Canny telah menjadi salah satu pendekatan yang efektif dalam pengolahan citra untuk mengidentifikasi dan memahami tepi dalam berbagai aplikasi, seperti pengenalan objek, analisis medis, dan visi komputer (Fawwaz & Dharshinni, 2021).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Preprocessing Citra Kartu Mahasiswa

Pada tahap ini dilakukan proses pemotongan gambar (*cropping*) dimana gambar kartu mahasiswa dipotong pada bagian Nomor Induk Mahasiswa (NIM), untuk selanjutnya diolah. Proses *cropping* dilakukan agar kita dapat berfokus pada bagian citra yang akan kita olah, dimana kita hanya akan mengolah citra bagian NIM-nya saja (Riana et al., 2023). Contoh proses *cropping* kartu mahasiswa dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Proses *cropping* citra

Gambar 3 menunjukkan hasil *cropping* citra.



Gambar 3. Citra hasil *cropping*

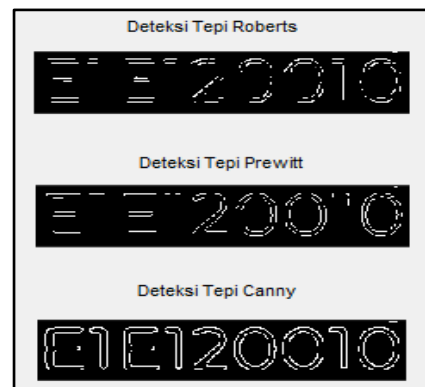
Tahapan *cropping* telah dilakukan, selanjutnya citra kartu mahasiswa ditransformasi menjadi citra *grayscale*. Dengan demikian, citra disederhanakan dari sebelumnya tiga *layer* yaitu *red*, *green*, dan *blue* menjadi satu *layer grayscale* saja. Adapun hasil konversi citra ke *grayscale* berupa citra yang divisualisasikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Citra *grayscale*

3.2 Deteksi Tepi Roberts, Prewitt, dan Canny

Ketika *preprocessing* citra selesai, selanjutnya dilakukan citra diproses dengan deteksi tepi. Hal ini dilakukan untuk mendapat garis batas pada citra sehingga bisa dikenali. Metode deteksi tepi pada penelitian ini menggunakan operator Roberts, Prewitt, dan Canny. Gambar 5 merupakan visualisasi dari hasil deteksi yang dilakukan..



Gambar 5. Hasil deteksi tepi

Selanjutnya hasil deteksi tepi dari ketiga operator ini yaitu Roberts, Prewitt, dan Canny akan dibandingkan. Perbandingan ketiga operator ini menggunakan *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR). Perbandingan dilakukan untuk membandingkan efektivitas dari ketiga operator dan menentukan operator mana yang lebih baik dalam melakukan deteksi tepi pada kartu mahasiswa. Contoh hasil

perhitungan MSE, RMSE dan PSNR diperoleh dari program yang dibuat dan Gambar 6 menampilkannya.

	MSE	RMSE	PSNR
Roberts	0.423493	0.650763	51.8963
Prewitt	0.424293	0.651377	51.8881
Canny	0.415048	0.644242	51.9838

Gambar 6. MSE, RMSE dan PSNR

Secara keseluruhan, pada Gambar 7 tahapan pengolahan citra representasikan.



Gambar 7. Identifikasi data NIM pada kartu mahasiswa

3.3 Analisis MSE, RMSE dan PSNR pada Deteksi Tepi Citra Kartu Mahasiswa

MSE (*Mean Square Error*) dihitung dengan melihat nilai error pangkat dua rata-rata antara citra *grayscale* hasil segmentasi dengan citra hasil pengolahan dari deteksi tepi. Nilai MSE berada di rentang 0-1. Semakin mendekati 0, maka nilai MSE semakin baik. *Root Mean Square Error* (RMSE) didapatkan dari menghitung nilai akar kuadrat dari MSE. Adapun PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*) merupakan perbandingan maksimum sinyal yang telah diukur kemudian dibandingkan dengan besarnya derau atau noise yang ada pada sinyal tersebut. Nilai PSNR memiliki diukur dengan desibel (db). Nilai PSNR yang baik berada pada nilai yang lebih besar dari 40 db.

Hasil perhitungan MSE, RMSE, dan PSNR deteksi tepi citra kartu mahasiswa dari data uji diuraikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai MSE, RMSE dan PSNR

No	NIM citra uji	Roberts			Prewitt			Canny		
		MSE	RMSE	PSNR	MSE	RMSE	PSNR	MSE	RMSE	PSNR
1	E1E120010	0.423493	0.650763	51.8963	0.424293	0.651377	51.8881	0.415048	0.644242	51.9838
2	K1A120027	0.154694	0.393312	56.2701	0.159251	0.399063	56.144	0.164345	0.405395	56.0072
3	B1A120019	0.192613	0.438877	55.3179	0.202847	0.450385	55.0931	0.205409	0.45322	55.0386
4	E1E120006	0.469384	0.685116	51.4495	0.469368	0.685104	51.4497	0.464441	0.681499	51.4955
5	E1E120050	0.385464	0.620857	52.305	0.386426	0.621632	52.2941	0.379649	0.616156	52.371
6	E1E120001	0.588694	0.767264	50.4659	0.586835	0.766052	50.4796	0.571994	0.756303	50.5909
7	L1A121029	0.427083	0.653516	51.8597	0.421143	0.648955	51.9205	0.402359	0.634318	52.1187
8	E1D120056	0.453043	0.673085	51.6034	0.451036	0.671592	51.6227	0.442174	0.664961	51.7089
9	E1E120063	0.373525	0.611167	52.4416	0.374862	0.61226	52.4261	0.373153	0.610862	52.4459
10	E1E120103	0.362611	0.602172	52.5704	0.362471	0.602056	52.5721	0.358682	0.5989	52.6177
11	O1A120053	0.394301	0.627934	52.2065	0.392169	0.626234	52.2301	0.331922	0.576127	52.9544
12	O1A120042	0.401119	0.633339	52.1321	0.396884	0.629987	52.1782	0.349555	0.591232	52.7296
13	O1A120012	0.401119	0.633339	52.1321	0.396884	0.629987	52.1782	0.349555	0.591232	52.7296
14	O1A120050	0.500038	0.707134	51.1748	0.49228	0.701626	51.2427	0.400593	0.632924	52.1378
15	E1E120099	0.288909	0.537503	53.5572	0.292016	0.540385	53.5107	0.290765	0.539226	53.5294
16	A1J121080	0.1725	0.415331	55.7969	0.18175	0.426322	55.5701	0.190519	0.436485	55.3654
17	E1E120044	0.180545	0.424906	55.5989	0.185142	0.430281	55.4898	0.19611	0.442843	55.2398
18	O1A120051	0.370018	0.608291	52.4826	0.366766	0.605612	52.5209	0.33161	0.575856	52.9585
19	O1A120015	0.346775	0.588876	52.7643	0.345071	0.587428	52.7857	0.309826	0.55662	53.2536
20	E1E120055	0.346775	0.588876	52.7643	0.345071	0.587428	52.7857	0.309826	0.55662	53.2536
21	O1A120001	0.2879	0.536563	53.5724	0.288222	0.536863	53.5675	0.287818	0.536487	53.5736
22	E1E120054	0.374505	0.611968	52.4302	0.373685	0.611298	52.4397	0.370424	0.608625	52.4778
23	E1E120046	0.591694	0.769217	50.4438	0.589871	0.768031	50.4572	0.555702	0.745454	50.7164
24	E1E120045	0.628898	0.793031	50.179	0.627854	0.792372	50.1862	0.595457	0.771658	50.4163
25	E1E120074	0.193697	0.44011	55.2936	0.196709	0.443519	55.2266	0.201177	0.448528	55.129
26	E1E120020	0.187021	0.432459	55.4459	0.188733	0.434434	55.4063	0.202539	0.450044	55.0997
27	E1E120072	0.242033	0.491969	54.326	0.246604	0.496593	54.2448	0.248176	0.498172	54.2172
28	E1E120051	0.334562	0.578413	52.92	0.334144	0.578052	52.9255	0.333338	0.577354	52.936
29	E1E120014	0.251862	0.501858	54.1532	0.255048	0.505023	54.05023	0.253904	0.503889	54.1181
30	E1E120098	0.196106	0.442838	55.2399	0.201494	0.448881	55.1222	0.209364	0.457564	54.9558

No	NIM citra uji	Roberts			Prewitt			Canny		
		MSE	RMSE	PSNR	MSE	RMSE	PSNR	MSE	RMSE	PSNR
31	E1E120028	0.270132	0.519742	53.849	0.272092	0.521624	53.8176	0.27247	0.521987	53.8116
32	E1E120053	0.546687	0.739383	50.7874	0.544623	0.737986	50.8038	0.543543	0.737254	50.8125
33	E1E120088	0.524328	0.724105	50.9688	0.519469	0.720742	51.0092	0.511082	0.7149	51.0799
34	E1E120100	0.601042	0.775269	50.3758	0.603369	0.776768	50.359	0.593212	0.770202	50.4327
35	E1E120016	0.222509	0.471709	54.6913	0.223443	0.472698	54.6731	0.223972	0.473257	54.6629
36	E1C121056	0.468963	0.684809	51.4534	0.462497	0.680071	51.5137	0.426297	0.652914	51.8677
37	O1A121024	0.236862	0.486685	54.4198	0.244501	0.49447	54.282	0.245623	0.495604	54.2621
38	E1E120012	0.537802	0.73335	50.8586	0.534999	0.731436	50.8813	0.52272	0.722993	50.9821
39	E1B120058	0.28636	0.535126	53.5957	0.287876	0.536541	53.5727	0.282685	0.531681	53.6518
40	O1A120027	0.177417	0.421209	55.6748	0.180415	0.424753	55.6021	0.183602	0.428488	55.526
41	H1A120120	0.285711	0.534519	53.6055	0.289279	0.537847	53.5516	0.280155	0.529297	53.6908
42	E1D120010	0.250019	0.500019	54.1851	0.254859	0.504836	54.1018	0.255684	0.505652	54.0878
43	O1A120222	0.402335	0.634299	52.1189	0.396153	0.629407	52.1862	0.345657	0.587926	52.7783
44	O1A121010	0.243943	0.493906	54.2919	0.245173	0.49515	54.2701	0.250495	0.500494	54.1768
45	E1E120062	0.38845	0.623258	52.2714	0.386219	0.621466	0.621466	0.36722	0.36722	52.5155
46	E1E120085	0.509734	0.713957	51.0914	0.501402	0.708097	51.1629	0.478598	0.691808	51.3651
47	A1P121089	0.251272	0.50127	54.1634	0.255115	0.505089	54.0974	0.254209	0.504191	54.1129
48	O1A120055	0.383906	0.619601	52.3226	0.379819	0.616295	52.369	0.337147	0.580643	52.8866
49	E1E120018	0.216069	0.464832	0.464832	0.219504	0.468513	54.7504	0.221104	0.470217	54.7188
50	E1E120058	0.34557	0.587852	52.7794	0.346054	0.588263	52.7734	0.343437	0.586035	52.8063

Dari Tabel 3, selanjutnya dihitung nilai rata-rata untuk MSE, RMSE dan PSNR untuk masing-masing metode. Untuk memperoleh nilai rata-rata MSE dari sebuah metode, menjumlahkan nilai seluruh MSE dan dibagi dengan jumlah data. Begitupun dengan RMSE dan PSNR. Dari cara tersebut, diperoleh nilai MSE rata-rata dari deteksi tepi Roberts yaitu 0.35340184. Nilai rata-rata ini sedikit lebih baik dari deteksi tepi Prewitt dengan nilai 0.3536358. Adapun nilai rata-rata MSE deteksi tepi Canny adalah yang paling baik dengan nilai 0.34068692. Hasil perhitungan nilai rata - rata RMSE menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda. Nilai rata-rata RMSE deteksi tepi Roberts dan Prewitt berada pada nilai yang dekat dimana Roberts sedikit lebih baik, yaitu dengan nilai berturut-turut 0.58449968 dan 0.58521768, sedangkan nilai rata-rata RMSE deteksi tepi Canny lebih baik daripada keduanya dengan nilai 0.57071118. Serupa dengan MSE dan RMSE, perhitungan rata - rata PSNR juga menunjukkan bahwa deteksi tepi Canny memiliki nilai yang lebih baik daripada Roberts dan Prewitt dengan nilai 53.08796, sedangkan rata-rata nilai PSNR deteksi tepi Roberts dan Prewitt berturut-turut 51.89525064 dan 50.85723778.

4. Kesimpulan

Dari hasil penelitian tentang deteksi tepi untuk mendeteksi Nomor Induk Mahasiswa (NIM) pada kartu mahasiswa, diperoleh kesimpulan bahwa metode deteksi tepi dengan operator Canny adalah yang terakurat dibandingkan operator Roberts dan Prewitt. Hal ini berdasarkan uji MSE, RMSE dan PSNR

yang telah dilakukan dimana operator Canny mendapat rata-rata nilai terbaik, dengan nilai MSE, RMSE dan PSNR berturut-turut 0.34068692, 0.57071118 dan 53.08796.

Referensi

- Anshori, I. F., Faiz, M., & Handiani, N. (2022). Penerapan Imk Pada Kartu Tanda Mahasiswa Berbasis Augmented Reality. *Jurnal Responsif: Riset Sains Dan Informatika*, 4(1), 56–60.
<https://doi.org/10.51977/jti.v4i1.527>
- Fawwaz, I., & Dharshinni, N. P. (2021). Perbandingan Deteksi Tepi Citra Menggunakan Operator Robert, Canny, dan Frei Chen Pada Citra Bitmap dan JPEG Insidini. *Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi Jaringan*, 2, 41–45.
- Gansar Suwanto, Ibnu Adam, R., & Garno. (2021). Identifikasi Citra Digital Jenis Beras Menggunakan Metode Anfis dan Sobel. *Jurnal Informatika Polinema*, 7(2), 123–128.
<https://doi.org/10.33795/jip.v7i2.406>
- Kuswandi, E. R., & Fadillah, N. (2019). Perbandingan Metode Robert dan Metode Prewitt untuk Deteksi Tepi pada Citra Tanda Tangan. *InfoTekJar (Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan)*, 3(2), 155–158.
<https://doi.org/10.30743/infotekjar.v3i2.997>
- Letelay, K. (2019). Perbandingan Kinerja Metode Deteksi Tepi. *J-Icon*, 7(1), 1–8.
- Pangaribuan, H., & Sitohang, S. (2023). Peningkatan Kualitas Deteksi Tepi dengan Metode Segmentasi Citra.

- Remik*, 7(1), 591–601.
<https://doi.org/10.33395/remik.v7i1.12050>
- Pualinggi, P., Sarjan, M., & Kahpi, A. (2021). Integrasi E-KTM (Kartu Tanda Mahasiswa Elektronik) dengan PDDIKTI Menggunakan QR Code Berbasis Android. *Journal Peqquruang : Conference Series*, 3(April), 1–5.
- Rahardja, U., Aini, Q., & Santoso, N. P. L. (2018). Pengintegrasian YII Framework Berbasis API pada Sistem Penilaian Absensi. *Sisfotenika*, 8(2), 140.
<https://doi.org/10.30700/jst.v8i2.403>
- Rema, Y. O. L. (2019). Deteksi Plat Nomor Kendaraan Bermotor dengan Segmentasi Gambar. *Jurnal Saintek Lahan Kering*, 2(1), 20–23.
<https://doi.org/10.32938/slk.v2i1.794>
- Riana, D., Uki Eka Saputri, D., & Hadiani, S. (2023). Klasifikasi Alexnet dan Deteksi Tepi Canny untuk Identifikasi Citra Repomedunm. *Jurnal Informasi Dan Teknologi*, 5(1), 191–198.
<https://doi.org/10.37034/jidt.v5i1.295>
- Saifullah, S. (2020). Analisis Perbandingan He Dan Clahe Pada Image Enhancement Dalam Proses Segmenasi Citra Untuk Deteksi Fertilitas Telur. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 9(1), 134.
<https://doi.org/10.23887/janapati.v9i1.230>
- Saputra, R. A., Reskal, & Wahyuni, F. M. (2022). Segmentasi Pada Plat Kendaraan Dinas dengan Metode Deteksi Tepi Canny, Prewitt, Sobel, & Roberts. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 6(1), 328–339.
- Supriyatin, W. (2020). Perbandingan Metode Sobel, Prewitt, Robert dan Canny pada Deteksi Tepi Objek Bergerak. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 12(2), 112–120.
<https://doi.org/10.33096/ilkom.v12i2.541.112-120>
- Ulfah, J., Studi, P., Teknologi, M., Teknik, F., & Malikussaleh, U. (2023). IMPLEMENTASI METODE DETEKSI TEPI CANNY UNTUK MENGHITUNG JUMLAH UANG KOIN DALAM GAMBAR MENGGUNAKAN OPENCV. *JITET (Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan)*, 11(3), 420–426.
- Wicaksana, A., & Rachman, T. (2018). SISTEM PEDETEKSI POLA LAFADZ ALLAH DAN MUHAMMAD PADA SURAH ALI 'IMRAN MENGGUNAKAN METODE PEIRCE. *Angewandte Chemie International Edition*, 6(11), 951–952., 3(1), 10–27.
<https://medium.com/@arifwicaksanaa/pe-nergian-use-case-a7e576e1b6bf>