

Koreksi Kemiringan Citra Menggunakan *Planar Homography* untuk Pengenalan Pelat Nomor Kendaraan

Adnan Erlangga Raharja, Dini Adni Navastara, dan Shintami Chusnul Hidayati
Departemen Informatika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
e-mail: dini_navastara@if.its.ac.id

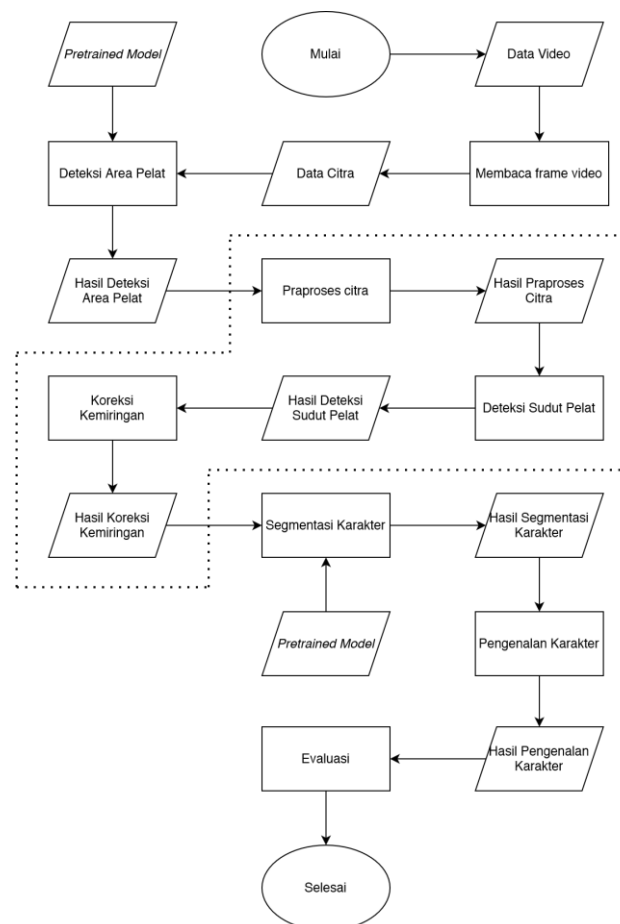
Abstrak—Pengenalan pelat nomor kendaraan atau dikenal dengan istilah *License Plate Recognition (LPR)* merupakan sebuah bidang permasalahan yang berfokus pada pendeteksian dan pengenalan pelat nomor kendaraan. Dalam proses pengenalan pelat nomor akan terdapat banyak faktor eksternal yang dapat mempengaruhi proses kerja sistem, salah satunya adalah posisi dan orientasi kendaraan relatif dengan posisi kamera ketika proses pengambilan gambar. Kemiringan ini akan menimbulkan masalah seperti karakter yang bersentuhan ataupun karakter pada pelat nomor menjadi rusak. Akibatnya, ini akan memiliki efek semakin sulitnya untuk melakukan segmentasi dan pengenalan karakter pada pelat nomor. Untuk mengatasi masalah tersebut, Tugas Akhir ini membuat sistem koreksi kemiringan pelat nomor menggunakan planar homography yang kemudian akan di implementasikan pada sistem pengenalan pelat nomor kendaraan otomatis. Koreksi kemiringan dilakukan dengan mendeteksi tepi pelat nomor menggunakan algoritma *Canny Edge Detection*, kemudian mencari titik sudut pelat nomor, dan melakukan koreksi kemiringan dengan menggunakan *planar homography*. Setelah citra pelat nomor diperbaiki kemiringannya maka proses segmentasi dan prediksi dapat dijalankan dengan baik dan tepat. Pengujian dilakukan dalam tiga skenario yaitu pengujian deteksi sudut manual, pengujian algoritma *edge detection*, dan pengujian pada data video. Hasil segmentasi optimal pada video yang optimal di dapatkan dengan menggunakan algoritma *Canny edge detection* yang memiliki nilai rata-rata akurasi 75.88%, presisi 87.26%, dan recall 76.24% dan hasil prediksi pada video optimal dengan nilai rata-rata akurasi 77.45%, presisi 82.50%, dan recall 77.72%.

Kata Kunci—*License Plate Recognition, Planar Homography, Kemiringan, Canny Edge Detection.*

I. PENDAHULUAN

PENGENALAN pelat nomor kendaraan atau dikenal dengan istilah *License Plate Recognition (LPR)* merupakan sebuah bidang permasalahan yang berfokus pada pendeteksian dan pengenalan pelat nomor kendaraan. LPR telah diterapkan secara luas di berbagai negara maju. Pada umumnya pencatatan secara manual yang dilakukan oleh manusia membutuhkan waktu yang lama sehingga dapat mengakibatkan antrean yang panjang [1]. Penggunaan LPR yang memanfaatkan sistem komputer dapat menghemat waktu pengerjaan dibandingkan jika menggunakan tenaga manusia. Manfaat lainnya yang dirasakan juga dengan bantuan pengenalan otomatis, kesalahan pencatatan yang diakibatkan oleh human error dapat dihilangkan.

Dalam proses pengenalan pelat nomor akan terdapat banyak faktor eksternal yang dapat mempengaruhi proses kerja sistem, salah satunya adalah posisi dan orientasi kendaraan relatif dengan posisi kamera ketika proses pengambilan gambar. Idealnya perspektif kamera yang baik



Gambar 1. Flowchart rancangan umum.

adalah dengan memposisikan kamera tepat di depan pelat nomor kendaraan. Namun, hal ini tentu tidak bisa diaplikasikan di kehidupan nyata karena akan mengganggu pengendara, terutama saat sistem pengenalan pelat nomor dioperasikan secara otomatis. Kamera biasanya akan diposisikan di samping kendaraan, menghasilkan posisi non-ortogonal yang mengarah ke pelat nomor kendaraan. Hal ini menyebabkan munculnya kemiringan pada citra pelat nomor. Kemiringan ini akan menimbulkan masalah seperti karakter yang bersentuhan ataupun karakter pada pelat nomor menjadi rusak. Akibatnya, ini akan memiliki efek semakin sulitnya untuk melakukan segmentasi dan pengenalan karakter pada pelat nomor. Dengan kata lain, karena hal ini pelat nomor kendaraan tidak dapat dikenali dengan efisien. Untuk mengatasi masalah ini diperlukan koreksi kemiringan citra sebelum dilakukan segmentasi dan pengenalan karakter pada pelat nomor kendaraan [2].

Ada berbagai macam metode untuk melakukan koreksi perspektif citra pelat nomor ketika melakukan pengenalan.

Tabel 1.
Spesifikasi data video

Nama Video	Deskripsi
Video-1	<ul style="list-style-type: none"> • Saat siang hari • Pencahayaan cukup • Tidak menggunakan aksesoris • Pelat standar
Video-2	<ul style="list-style-type: none"> • Saat siang hari • Pencahayaan cukup • Tidak menggunakan aksesoris • Pelat standar • Saat sore hari
Video-3	<ul style="list-style-type: none"> • Pencahayaan cukup • Tidak menggunakan aksesoris • Pelat tidak standar • Saat siang hari
Video-4	<ul style="list-style-type: none"> • Pencahayaan kurang • Menggunakan aksesoris • Pelat standar

Tabel 2.
Confusion matrix koreksi kemiringan

Variabel	Keterangan
True Positive (TP)	Karakter dan tersegmentasi
False Negative (FN)	Karakter tetapi tidak tersegmentasi
False Positive (FP)	Tersegmentasi tetapi bukan kandidat karakter
True Negative (TN)	Bukan karakter dan tidak tersegmentasi

Modi et al. mengembangkan metode gabungan antara Harris corner detector dengan principal component analysis (PCA) [3]. Paunwala et al. mengembangkan kombinasi metode yang menggabungkan wavelet transform dengan PCA [4]. Varun mengembangkan metode yang mengimplementasikan Hough Rectangular Transform [5]. Penelitian ini akan menggunakan metode yang sederhana dan cepat ketika diimplementasikan yaitu menggunakan metode planar homography.

II. METODE PENELITIAN

Permasalahan utama yang diangkat dalam penelitian ini adalah untuk membuat perbaikan pada hasil pengenalan pelat nomor kendaraan otomatis dengan cara melakukan koreksi citra pelat nomor kendaraan yang miring. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan cara untuk membuat perbaikan sistem pengenalan pelat nomor kendaraan otomatis yang tidak terpengaruh secara signifikan oleh sudut pengambilan citra pelat nomor kendaraan sehingga akan bermanfaat ketika di implementasikan di kehidupan nyata seperti di pintu masuk dan pintu keluar area perparkiran.

A. Metodologi Perancangan

Secara umum, rancangan untuk menyelesaikan permasalahan yang diangkat pada penelitian ini yaitu diawali dengan membaca data video secara *frame by frame*. Setelah sebuah citra *frame* video pelat nomor berhasil didapatkan akan dilanjutkan ke dalam deteksi area pelat nomor. Hasil deteksi area pelat nomor akan dilanjutkan ke tahap pra-proses citra agar kemudian dapat dilanjutkan ke tahap deteksi sudut pelat nomor. Kemudian setelah mendapatkan hasil deteksi sudut akan dilanjutkan ke tahap koreksi kemiringan citra pelat nomor sebelum dilanjutkan ke tahap segmentasi karakter yang terdapat pada citra pelat nomor yang telah terkoreksi kemiringannya. Terakhir dari hasil segmentasi

Tabel 3.
Hasil uji coba segmentasi koreksi kemiringan otomatis

Video	Hasil Segmentasi Karakter		
	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
Video-1	78.91	95.23	78.91
Video-2	72.85	79.28	73.57
Rata-rata video optimal	75.88	87.26	76.24
Video-3	0	0	0
Video-4	1.70	9.09	1.70
Rata-rata video tidak optimal	0.85	4.54	0.85
Total rata-rata	38.37	58.17	38.55

Tabel 4.
Hasil uji coba segmentasi koreksi kemiringan dengan deteksi sudut manual

Video	Hasil Segmentasi Karakter		
	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
Video-1	100	100	100
Video-2	98.57	100	98.57
Rata-rata video optimal	99.28	100	99.28
Video-3	96.97	100	96.97
Video-4	83.52	100	83.52
Rata-rata video tidak optimal	90.25	100	90.25
Total rata-rata	94.76	100	94.76

karakter akan dilakukan tahap pengenalan karakter pada pelat nomor. Rancangan umum pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.

B. Perancangan Dataset

Dataset yang digunakan untuk sistem koreksi kemiringan ini adalah video rekaman kamera CCTV yang berada di pintu masuk tempat parkir motor Departemen Informatika, ITS. Video diambil di 3 waktu berbeda yaitu siang, sore, dan malam. Di setiap waktu terdapat 10 kendaraan sehingga data ini memiliki total 30 variasi pelat nomor. Dari setiap video akan diambil beberapa frame saja untuk di proses koreksi kemiringan. Dari total 30 video yang tersedia pada dataset, pada saat pengujian hanya akan digunakan 4 dataset yaitu 2 video yang memiliki kondisi optimal dengan kriteria yang akan dijelaskan, satu video yang memiliki kondisi optimal tetapi memiliki pelat nomor yang tidak standar, dan video yang memiliki pencahayaan kurang optimal. Kriteria kondisi video optimal yang dimaksud adalah sebagai berikut:

1. Pelat nomor dalam video terkena pencahayaan yang cukup sehingga setiap karakter pada pelat nomor dapat terlihat dengan jelas.
2. Pelat nomor memiliki ukuran standar sesuai dengan aturan yang berlaku.
3. Pada tepi pelat nomor dikelilingi oleh garis putih sesuai dengan aturan yang berlaku.
4. Tidak menggunakan aksesoris yang menutup permukaan pelat nomor.
5. Latar di sekitar pelat nomor tidak memiliki banyak noise yang dapat mengganggu proses edge detection.

Untuk spesifikasi data video yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

C. Tahap Deteksi Area Pelat

Pada tahap ini akan dilakukan deteksi dan lokalisasi area pelat dari data uji yang berupa video rekaman CCTV. Video

Tabel 5.

Hasil uji coba segmentasi algoritma canny edge detection			
Video	Hasil Segmentasi Karakter		
	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
Video-1	78.91	95.23	78.91
Video-2	72.85	79.28	73.57
Rata-rata video optimal	75.88	87.26	76.24
Video-3	0	0	0
Video-4	1.70	9.09	1.70
Rata-rata video tidak optimal	0.85	4.54	0.85
Total rata-rata	38.37	58.17	38.55

Tabel 6.

Hasil uji coba segmentasi algoritma sobel edge detection			
Video	Hasil Segmentasi Karakter		
	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
Video-1	85.11	56.54	51.70
Video-2	84.46	88.75	82.85
Rata-rata video optimal	75.88	87.26	76.24
Video-3	2.02	9.09	2.02
Video-4	28.40	31.81	28.40
Rata-rata video tidak optimal	15.21	20.45	15.21
Total rata-rata	50	46.55	41.24

rekaman tersebut dibagi menjadi masing-masing *frame* dan diambil 20 *frame* yang akan digunakan untuk pengenalan pelat nomor. Setiap *frame* yang diambil akan diproses menggunakan model dengan arsitektur SSD (*Single Shot Detector*) yang telah dibangun pada penelitian sebelumnya [6]. Hasil dari deteksi pelat nomor ini adalah sebuah citra pelat nomor.

D. Tahap Praproses Citra

Pada tahap ini akan dilakukan praproses citra untuk mengurangi noise pada citra, mempertegas *edge* pada gambar, dan mengkonversi gambar menjadi citra biner. Citra hasil deteksi area pelat akan di *sharpening* dengan menggunakan *unsharp mask*, kemudian citra akan dikonversi menjadi *grayscale* dan di-blur menggunakan *Gaussian blur* sebelum dilakukan *edge detection* menggunakan algoritma *Canny*. Untuk menghilangkan noise lebih lanjut pada citra akan dilakukan *floodfill* pada citra, kemudian melakukan blur dengan *Gaussian blur* lagi, dan terakhir *edge detection* dengan algoritma *Canny*. Hasil dari tahap praproses citra ini adalah sebuah citra biner pelat nomor.

E. Tahap Deteksi Sudut Pelat

Pada tahap ini akan dilakukan deteksi 4 titik referensi yang diperlukan agar koreksi kemiringan dapat dilakukan. Terdapat beberapa tahap yang diperlukan untuk melakukan proses ini. Deteksi sudut pelat ini terdiri dari *hough line transform*, *merge edge line*, dan menemukan perpotongan garis. Hasil dari tahap deteksi sudut pelat ini adalah matriks yang berisikan titik koordinat sudut pelat.

F. Tahap Koreksi Kemiringan

Pada tahap ini akan dilakukan koreksi kemiringan citra pelat nomor sebelum tahap segmentasi karakter dilakukan. Hasil dari tahap koreksi kemiringan ini adalah citra pelat nomor yang sudah diperbaiki kemiringannya. Hasil dari tahap deteksi sudut pelat adalah 4 buah titik koordinat pelat nomor

Tabel 7.

Confusion matrix pengenalan karakter	
Variabel	Keterangan
<i>True Positive</i> (TP)	Karakter dan terprediksi
<i>False Negative</i> (FN)	Karakter tetapi tidak terprediksi dengan benar
<i>False Positive</i> (FP)	Terprediksi tetapi bukan karakter
<i>True Negative</i> (TN)	Bukan karakter dan tidak terprediksi

Tabel 8.

Hasil uji coba prediksi tanpa koreksi kemiringan			
Video	Rata-Rata Hasil Prediksi Karakter		
	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
Video-1	98.80	98.80	100
Video-2	93.60	99.28	94.14
Total rata-rata	96.20	99.04	97.07

Tabel 9.

Hasil uji coba prediksi dengan koreksi kemiringan otomatis			
Video	Rata-Rata Hasil Prediksi Karakter		
	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
Video-1	81.74	85.71	81.74
Video-2	73.15	79.28	73.69
Total rata-rata	77.45	82.50	77.72

yang jika dihubungkan dengan garis akan menghasilkan persegi panjang yang tidak sempurna. Untuk itu yang harus dicari adalah titik koordinat target dari pelat nomor berbentuk persegi panjang yang sempurna.

Pertama hal yang dilakukan adalah mencari seberapa besar persegi panjang target pelat nomornya. Hal ini bisa dilakukan untuk mencari lebar persegi panjang dengan cara menghitung *Euclidean distance* antara titik kiri atas dengan titik kanan atas dan antara titik kiri bawah dengan titik kanan bawah. Kemudian memilih nilai yang lebih besar diantara keduanya. Kemudian mencari tinggi dari persegi panjang target pelat dengan cara menghitung *Euclidean distance* antara titik kiri atas dengan titik kiri bawah dan antara titik kanan atas dengan titik kanan bawah. Kemudian memilih nilai yang lebih besar diantara keduanya. Hasil lebar dan tinggi dari perhitungan ini kemudian dijadikan matriks yang berisikan titik koordinat persegi panjang target pelat.

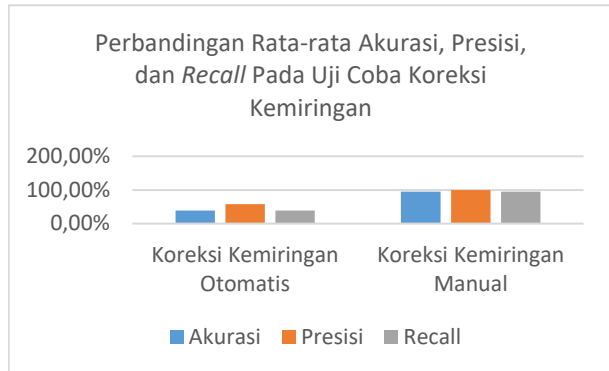
Proses koreksi kemiringan dapat dilakukan setelah mendapatkan hasil titik koordinat persegi panjang target pelat. Agar citra dengan titik sudut awal dapat diubah menjadi citra dengan titik sudut target/persegi panjang sempurna, diperlukan sebuah matriks *homography* yang dapat mentransformasikan kedua titik tersebut. Setelah matriks ini didapatkan, terakhir barulah perspektif citra pelat nomor diubah sesuai dengan matriks *homography*.

G. Tahap Segmentasi Karakter

Pada tahap ini akan dilakukan segmentasi karakter pada citra pelat yang diperbaiki kemiringannya. Hasil dari tahap segmentasi karakter ini adalah citra dari setiap karakter yang terdapat pada citra pelat nomor. Citra telah dikoreksi kemiringannya akan dikonversi menjadi *grayscale*. Kemudian segmentasi karakter dilakukan dengan menggunakan fungsi MSER seperti pada penelitian yang telah dilakukan sebelumnya akan menghasilkan titik koordinat *bounding box*.

Tabel 10.
Hasil uji coba prediksi koreksi kemiringan dengan deteksi sudut manual

Video	Rata-Rata Hasil Prediksi Karakter		
	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
Video-1	100	100	100
Video-2	95.28	100	95.28
Total rata-rata	97.64	100	97.64



Gambar 2. Perbandingan rata-rata akurasi, presisi, dan recall pada uji coba koreksi kemiringan.

Lalu metode *Non-Maximum Supression* (NMS) digunakan untuk mengeliminasi *bouding box* yang tumpang tindih. Hasil dari metode NMS akan di *sort* sehingga titik koordinat *bouding box* akan urut dari kiri ke kanan. Selanjutnya citra setiap karakter pada pelat di *crop* sesuai dengan *bouding box* dan di *resize* menjadi 24 x 40 piksel.

H. Tahap Pengenalan Karakter

Pada tahap ini akan dilakukan pengenalan karakter kepada kumpulan citra hasil tahap segmentasi karakter. Hasil dari tahap pengenalan karakter ini adalah sebuah string yang berisikan karakter pada sebuah citra pelat nomor. Citra hasil segmentasi karakter dijadikan masukan ke dalam model dengan arsitektur CNN yang telah dibangun pada penelitian sebelumnya [6].

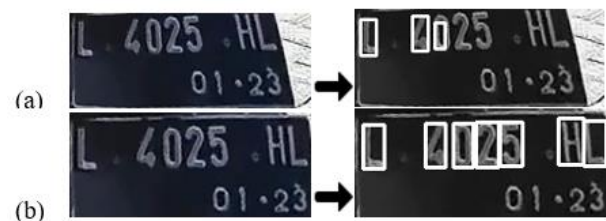
Model ini akan memprediksi karakter pada setiap citra dan kemudian hasil prediksi ini akan digabungkan menjadi sebuah string yang berisikan pelat nomor yang berada di citra pelat nomor.

III. HASIL DAN DISKUSI

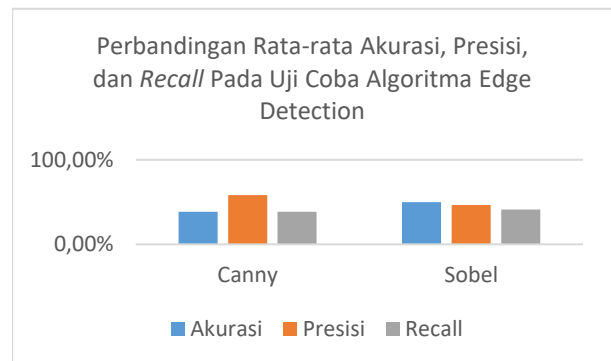
Bab ini membahas hasil dan diskusi terhadap analisis yang sudah dilakukan. Pengujian dilakukan untuk membuktikan hasil hipotesis dan analisis yang sebelumnya telah dilakukan. Setelah skenario pengujian sistem koreksi kemiringan pelat nomor dilakukan, selanjutnya hasil pengujian tersebut akan dievaluasi untuk menentukan skenario mana yang memberikan hasil terbaik. Hasil terbaik dari suatu skenario uji coba akan digunakan untuk skenario uji coba berikutnya.

A. Skenario Uji Coba Koreksi Kemiringan

Uji coba dilakukan pada dataset seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya. Evaluasi dilakukan dengan cara membandingkan hasil segmentasi pada beberapa frame yang diambil dari video dengan pengamatan visual letak *bouding box* hasil dari segmentasi. Hal ini dilakukan karena proses segmentasi karakter pada pelat nomor tidak memiliki *ground truth*.



Gambar 3. (a) Koreksi kemiringan otomatis; (b) Koreksi kemiringan manual.



Gambar 4. Perbandingan rata-rata akurasi, presisi, dan recall pada uji coba algoritma *edge detection*.

Hasil pengamatan ini kemudian diukur dengan menggunakan *confusion matrix* untuk dapat menghitung akurasi, presisi, dan *recall* dari proses segmentasi. Parameter yang akan digunakan pada *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 2.

1) Uji Coba Koreksi Kemiringan Otomatis

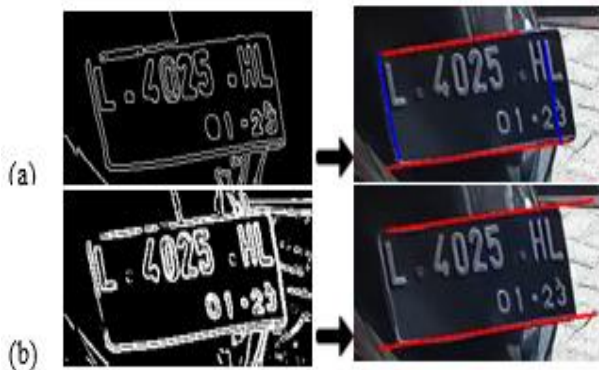
Skenario uji coba ini dilakukan setelah proses deteksi area pelat dilakukan dan sebelum melalui proses segmentasi karakter. Hasil uji coba pada percobaan dengan koreksi kemiringan otomatis dapat dilihat pada Tabel 3. Dari percobaan ini didapatkan rata-rata akurasi 38.37%, presisi 58.17%, dan *recall* 38.55%.

2) Uji Coba Koreksi Kemiringan dengan Deteksi Sudut Manual

Skenario uji coba ini setelah proses deteksi area pelat dilakukan kemudian melalui tahap koreksi kemiringan dengan 4 titik referensi sudut pelat yang ditentukan secara manual sebelum melalui proses segmentasi karakter. Hasil pada percobaan dengan koreksi kemiringan dapat dilihat pada Tabel 4. Didapatkan rata-rata akurasi 95%, presisi 100%, dan *recall* 95%.

B. Skenario Uji Coba Algoritma Edge Detection

Uji coba menggunakan algoritma *edge detection* dilakukan untuk mengetahui algoritma mana yang akan memberikan hasil performa sistem yang terbaik. Uji coba dilakukan dengan data video yang sama dengan uji coba sebelumnya. Perhitungan performa dilakukan secara pengamatan visual terhadap letak *bouding box* segmentasi kandidat karakter pada pelat nomor tersebut. Hasil pengamatan segmentasi tersebut diukur dengan menggunakan *confusion matrix* agar bisa didapat tingkat akurasi, presisi, dan *recall* proses segmentasi tersebut. Parameter *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 2 sebelumnya. Hasil uji coba ini kemudian akan dipakai untuk menentukan algoritma mana yang sebaiknya digunakan dalam sistem pengenalan pelat nomor.



Gambar 5. (a) Menggunakan algoritma *canny*; (b) Menggunakan algoritma *sobel*.

1) Uji Coba Algoritma Canny Edge Detection

Skenario uji coba ini dilakukan setelah proses deteksi area pelat dilakukan dan sebelum melalui proses segmentasi karakter. Hasil uji coba pada percobaan dengan koreksi kemiringan otomatis yang mengimplementasikan *canny edge detection* dapat dilihat pada Tabel 5. Dari percobaan ini didapatkan rata-rata akurasi 38.37%, presisi 58.17%, dan *recall* 38.55%.

1) Uji Coba Algoritma Sobel Edge Detection

Skenario uji coba ini dilakukan setelah proses deteksi area pelat dilakukan dan sebelum melalui proses segmentasi karakter. Hasil uji coba pada percobaan dengan koreksi kemiringan otomatis yang mengimplementasikan *sobel edge detection* dapat dilihat pada Tabel 6. Dari percobaan ini didapatkan rata-rata akurasi 50%, presisi 46.55%, dan *recall* 41.24%.

C. Skenario Uji Coba pada Data Video

Uji coba ini dilakukan dengan tujuan untuk membandingkan hasil pengenalan karakter dari sistem yang menggunakan koreksi kemiringan secara otomatis dan sistem yang menggunakan koreksi kemiringan dengan titik sudut referensi manual. Uji coba dilakukan hanya pada data video yang memenuhi kriteria data video yang optimal. Perhitungan performa dilakukan berdasarkan hasil prediksi karakter pada pelat nomor. Hasil prediksi tersebut diukur dengan menggunakan *confusion matrix* agar bisa didapat tingkat akurasi, presisi, dan *recall* proses segmentasi tersebut. Parameter *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 7.

1) Uji Coba Tanpa Koreksi Kemiringan

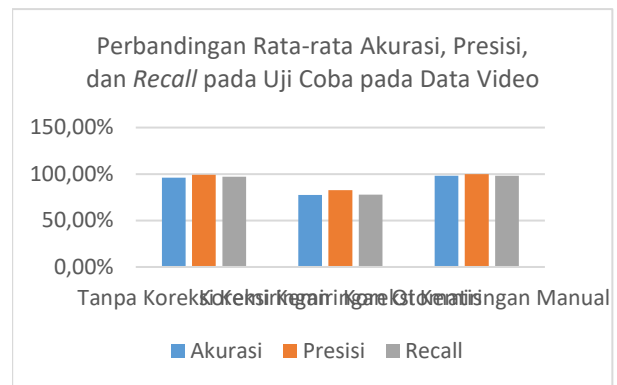
Skenario uji coba ini dilakukan setelah proses segmentasi karakter. Hasil uji coba pada percobaan tanpa proses koreksi kemiringan dapat dilihat pada Tabel 8. Dari percobaan ini didapatkan rata-rata akurasi 96.20%, presisi 99.04%, dan *recall* 97%.

2) Uji Coba Koreksi Kemiringan Otomatis

Skenario uji coba ini dilakukan setelah proses segmentasi karakter. Hasil uji coba pada percobaan dengan koreksi kemiringan otomatis dapat dilihat pada Tabel 9. Dari percobaan ini didapatkan rata-rata akurasi 77.45%, presisi 82.50%, dan *recall* 77.72%.

3) Uji Coba Koreksi Kemiringan Dengan Deteksi Sudut Manual

Skenario uji coba ini dilakukan setelah proses segmentasi karakter. Hasil pada percobaan dengan koreksi kemiringan



Gambar 6. Perbandingan rata-rata akurasi, presisi, dan recall pada uji coba pada data video.

yang menggunakan 4 titik referensi sudut pelat manual dapat dilihat pada Tabel 10. Didapatkan rata-rata akurasi 98%, presisi 100%, dan *recall* 98%.

D. Evaluasi Uji Coba Koreksi Kemiringan

Dari uji coba koreksi kemiringan yang telah dilakukan, percobaan yang menggunakan deteksi sudut pelat secara otomatis menghasilkan nilai rata-rata akurasi 38.37%, presisi 58.17%, dan *recall* 38.55%. Angka yang rendah ketika ingin melakukan deteksi pelat nomor. Sedangkan ketika percobaan koreksi kemiringan menggunakan 4 titik referensi sudut pelat secara manual menghasilkan nilai rata-rata akurasi 95%, presisi 100%, dan *recall* 95%. Gambar 2 merupakan perbandingan hasil rata-rata akurasi, presisi, dan *recall* segmentasi karakter antara sistem koreksi kemiringan.

Hasil koreksi kemiringan menggunakan 4 titik referensi sudut pelat secara manual memiliki nilai rata-rata lebih tinggi karena segmentasi dapat lebih mudah dilakukan pada pelat yang telah diperbaiki kemiringannya secara baik dan tepat. Gambar 3 merupakan contoh perbandingan hasil koreksi kemiringan pada frame yang sama.

E. Evaluasi Uji Coba Algoritma Edge Detection

Uji coba algoritma *edge detection* dilakukan untuk meningkatkan performa segmentasi dari uji coba sebelumnya. Pada skenario uji coba deteksi sudut manual, koreksi kemiringan otomatis dilakukan dengan cara mengimplementasikan algoritma *Canny* untuk melakukan *edge detection*. Pada uji coba ini akan diimplementasikan algoritma *Sobel* untuk dibandingkan dengan performa algoritma *Canny* ketika melakukan koreksi kemiringan. Hasil segmentasi ketika citra pelat nomor diperbaiki kemiringannya menggunakan algoritma *Canny* menghasilkan nilai rata-rata akurasi 38.37%, presisi 58.17%, dan *recall* 38.55%. Sedangkan ketika menggunakan algoritma *Sobel* menghasilkan nilai rata-rata akurasi 50%, presisi 46.55%, dan *recall* 41.24%. Gambar 4 merupakan perbandingan hasil rata-rata akurasi, presisi, dan *recall* segmentasi karakter antara algoritma *edge detection*.

Hasil akurasi saat melakukan segmentasi menggunakan algoritma *canny edge detection* lebih rendah karena hasil dari proses *hough line transform* terkadang mendeteksi garis vertikal yang berada di dalam pelat nomor dan bukan garis vertikal yang seharusnya berada pada tepi pelat nomor. Hal ini tidak terjadi ketika praproses citra menggunakan algoritma *sobel edge detection*. Saat salah deteksi ini terjadi maka pada proses berikutnya ketika melakukan proses

koreksi kemiringan, citra akan ter-crop hingga bagian dalam pelat saja. Oleh karena itu saat segmentasi citra ini akan memiliki akurasi yang rendah karena tidak semua hurufnya terlihat. Gambar 5 merupakan contoh ketika permasalahan ini terjadi.

F. Evaluasi Uji Coba pada Data Video

Uji coba pada data video dilakukan untuk melihat performa prediksi dari sistem pengenalan pelat nomor setelah koreksi kemiringan. Pada percobaan ini akan dibandingkan hasil nilai rata-rata ketika sistem tidak menggunakan proses koreksi kemiringan, menggunakan koreksi kemiringan otomatis, dan sistem menggunakan koreksi kemiringan manual. Hasil prediksi ketika citra pelat nomor diperbaiki kemiringannya secara otomatis menghasilkan nilai rata-rata akurasi 77.45%, presisi 82.50%, dan *recall* 77.72%. Kemudian ketika sistem tidak menggunakan proses koreksi kemiringan memiliki nilai rata-rata akurasi 96.20%, presisi 99.04%, dan *recall* 97%. Sedangkan ketika diperbaiki kemiringannya secara manual menghasilkan nilai rata-rata akurasi 98%, presisi 100%, dan *recall* 98%. Gambar 6 merupakan perbandingan hasil rata-rata akurasi, presisi, dan *recall* segmentasi karakter pada uji coba data video.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pada tahap uji coba dan evaluasi, dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut: (1) Untuk mendapatkan citra yang hanya berisi pelat nomor kendaraan dapat menggunakan algoritma *edge detection* seperti *Canny edge detection* yang memiliki nilai total rata-rata akurasi 38.37%, presisi 58.17%, dan *recall* 38.55% ataupun Sobel

edge detection yang memiliki nilai total rata-rata akurasi 50%, presisi 46.55%, dan *recall* 41.24%. (2) Koreksi kemiringan dapat dilakukan dengan menghitung matriks *homography* dan melakukan koreksi perspektif citra berdasarkan matriks tersebut. (3) Berdasarkan uji coba deteksi sudut manual, hasil segmentasi pada video optimal dari uji coba koreksi kemiringan otomatis memiliki nilai rata-rata akurasi 75.88%, presisi 87.26%, dan *recall* 76.24%. (4) Berdasarkan uji coba algoritma *edge detection*, hasil segmentasi pada video optimal dari uji coba koreksi kemiringan menggunakan algoritma *Sobel* lebih baik dibandingkan dengan ketika menggunakan algoritma *Canny* dengan nilai rata-rata akurasi 50%, presisi 46.55%, dan *recall* 41.24%. (5) Berdasarkan uji coba pada data video, hasil prediksi pada video optimal dari uji coba koreksi kemiringan otomatis menghasilkan nilai rata-rata akurasi 77.45%, presisi 82.50%, dan *recall* 77.72%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Handinoto, *Perkembangan Kota dan Arsitektur Kolonial Belanda di Surabaya, 1870-1940*, 1st ed. Yogyakarta: Penerbit Andi, 1996.
- [2] N. Ujang, "Place attachment and continuity of urban place identity," *Procedia-Social Behav. Sci.*, vol. 49, pp. 156–167, 2012.
- [3] M. Adrian and B. Setioko, "Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Perubahan Identitas Kota di Kawasan Kota Tua Muara Tebo Kabupaten Tebo Provinsi Jambi," in *Prosiding Seminar Nasional Inovasi dalam Pengembangan Smart City*, 2017, vol. 1, no. 1.
- [4] H. M. Proshansky, "The city and self-identity," *Environ. Behav.*, vol. 10, no. 2, pp. 147–169, 1978.
- [5] D. Oktay, "The quest for urban identity in the changing context of the city: Northern Cyprus," *Cities*, vol. 19, no. 4, pp. 261–271, 2002.
- [6] M. Ginzarly, A. P. Roders, and J. Teller, "Mapping historic urban landscape values through social media," *J. Cult. Herit.*, vol. 36, pp. 1–11, 2019.