

Sistem Rekognisi Menggunakan Metode Local Binary Pattern dan Support Vector Machine untuk Mendeteksi Ruang Kosong Tempat Parkir Luar Ruangan

Mochamad Rakha Luthfi¹, Febryanti Sthevanie², Kurniawan Nur Ramadhani³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹mrakhalf@student.telkomuniversity.ac.id, ²sthevanie@telkomuniversity.ac.id,

³kurniawannurr@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Pertambahan volume kendaraan menyebabkan kuota parkir disebuah tempat parkir berkurang dan terjadinya kepadatan pada slot tempat parkir yang menyebabkan kesulitan pengunjung dalam mencari slot tempat parkir kosong, yang akan membuat waktu dalam melakukan pencarian tempat parkir terbuang. Peneliti menggunakan metode Gamma Correction, Gaussian Blur, Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform dan Support Vector Machine dengan setelan parameter Gaussian Blur menggunakan tanpa kernel, Gamma Correction menggunakan nilai gamma = 15, Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform P=8 dan R=1 dan Support Vector Machine kernel RBF mendapatkan nilai akurasi sebesar 99.52% lebih baik dibandingkan jurnal [3] dengan metode LBP akurasi 98.90% dan LB dengan akurasi 82.78% .

Kata Kunci: *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform, Support Vector Machine, Gaussian Blur*

Abstract

The increase in vehicle volume causes the parking quota in a parking space to decrease and decreases in the parking space slot which causes difficulty for visitors to find a parking space slot, which will make time in searching for a parking space wasted. Researchers will use the Gamma Correction, Gaussian Blur, Uniform Rotation Local Binary Pattern and Support Vector Machine method using parameters Gaussian Blur using without kernel, Gamma Correction using gamma value = 15, Local Binary Pattern Rotation Invariant uniform parameters P = 8 and R = 1 and RBF kernel Vector Support Engine with accuracy 99.52%% better than journals [3] with the method LBP accuracy 98.90% and LB with an accuracy of 82.78% .

Keywords: *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform, Support Vector Machine, Gaussian Blur*

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Parkir adalah keadaan dimana tidak Bergeraknya kendaraan yang bersifat sementara karena ditinggalkan oleh pengemudinya. Meningkatnya pertambahan volume kendaraan berdampak pada kebutuhan akan sarana parkir, banyak pengemudi menghadapi kesulitan dalam menemukan tempat parkir yang tersedia pada saat berkunjung ke suatu tempat, pengemudi harus mengitari tempat parkir mobil untuk menemukan *spot* tempat kosong. Parkir juga dapat mempengaruhi perilaku seseorang dan perjalanan konsumen apabila tempat parkir memiliki kepadatan dan tidak tersedia banyak *spot* ruang kosong dapat berakibat terbuangnya efektifitas waktu dan berubahnya pilihan tujuan belanja seseorang [1]. Karena itu penulis merancang sistem untuk mendeteksi *spot* ruang kosong pada tempat parkir memanfaatkan CCTV sebagai media pembantu untuk melakukan image processing, sistem yang dibuat diharapkan dapat mempermudah dalam melakukan pencarian *spot* ruang kosong pada tempat parkir.

Deteksi *spot* ruang kosong pada tempat parkir pada tahun 2012 dilakukan penelitian untuk mendeteksi tempat parkir kosong menggunakan dataset tempat parkir dalam ruangan dengan menggunakan metode *System Initialization, Image Acquisition, Image Segmentation, Image*

Enhancement dan Image Detection Module menggunakan dataset simulasi tempat parkir dalam ruangan menggunakan gambar untuk mendeteksi lingkaran coklat pada gambar dan menghasilkan keluaran berupa tersedianya *spot* ruang kosong atau tidak tersedia [2]. Pada Tahun 2015 dilakukan penelitian pencarian ruang kosong pada tempat parkir membandingkan kedua *textural descriptors*, dataset yang digunakan adalah PKLot (dataset tempat parkir luar ruangan), dataset PKLot memiliki 3 kondisi cuaca diantaranya *cloudy*, *sunny* dan *rainy*. metode yang digunakan pada LBP(*Local Binary Pattern*) yaitu LBP_{in} , LBP_{out} dan LBP_{in}^{2} dengan hasil terbaik adalah LBP_{in} dengan akurasi sebesar 82.78%, sedangkan untuk metode LPQ(*Local Phase Quantization*) yaitu LPQ_{in} , LPQ_{out} , LPQ_{in}^{2} dengan hasil terbaik adalah LPQ_{in} dengan nilai akurasi 98.90%, kesalahan deteksi pada spot tempat parkir dikarenakan terdapat bayangan pada spot tempat parkir dan kekurangan intensitas cahaya[3].

Oleh karena itu peneliti melakukan penelitian mendeteksi spot kosong menggunakan dataset PKLot yang memanfaatkan kamera CCTV sebagai media untuk melakukan *Image Processing*. Kesalahan deteksi pada dataset PKLot UFPR05 dikarenakan citra spot tempat parkir yang tertutup oleh bayangan sehingga menjadi rendahnya tingkat intensitas cahaya pada tempat parkir yang menjadikan citra gelap dan tempat parkir yang terhalang oleh kendaraan(tumpang tindih) dikarenakan pengambilan citra menggunakan CCTV yang ditempatkan dipinggir atas lapangan tempat parkir. Oleh karena itu penulis menambahkan metode *preprocessing Gamma Correction* untuk membantu menaikkan nilai intensitas cahaya pada citra karena terdapat 3236 spot yang kekurangan intensitas cahaya dan *Gaussian Blur* digunakan untuk membantu metode ekstraksi ciri dalam mendapatkan fitur *edge* objek dengan adanya pengaburan gambar maka *noise* pada citra akan berkurang. Ekstraksi fitur menggunakan LBP_{in}^{2} , alasan penggunaan LBP_{in}^{2} dikarenakan memiliki

a

Robust Dataset LBP_{in}^{2} memiliki akurasi paling rendah dilihat dari ROC dengan nilai AUC sama dengan 0.9546 [3]. Metode klasifikasi yang digunakan adalah *Support Vector Machine* dengan kernel *RBF* dan *Polynomial*.

1.2. Perumusan Masalah

Adapun perumusan masalah dari pengerjaan tugas akhir ini sebagai berikut :

1. Bagaimana membangun sebuah sistem pencarian ruang kosong pada spot tempat parkir yang mengalami kekurangan intensitas cahaya dan warna kendaraan yang mendekati warna aspal.

1.3. Batasan Masalah

Adapun ruang lingkup batasan masalah dari pengerjaan Tugas Akhir ini sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan adalah dataset PKlot UFPR05 yang didapatkan dari website <https://web.inf.ufpr.br/vri/databases/parking-lot-database/>
2. Posisi kamera statis diambil menggunakan CCTV.
3. Posisi *spot* tempat parkir telah ditentukan dari dataset menggunakan XML.

1.4. Tujuan

Berdasarkan perumusan masalah di atas, maka tujuan dari pengerjaan tugas akhir ini adalah:

1. Membangun model rekognisi spot parkir dengan menerapkan metode *preprocessing Gamma Correction*, *Gaussian Blur* dan metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform* dan *classifier Support Vector Machine*.

1.5. Organisasi Tulisan

Struktur penulisan ini adalah sebagai berikut: bagian pertama menjelaskan pendahuluan. Bagian kedua menjelaskan studi terkait. Bagian ketiga menjelaskan sistem pengenalan yang dibangun. Bagian keempat menjelaskan evaluasi hasil kinerja sistem yang dibangun. Bagian kelima menjelaskan tentang kesimpulan dan saran.

2. Studi Terkait

2.1. Ruang Tempat Parkir

Parkir adalah keadaan tidak bergerak dari suatu kendaraan yang bersifat sementara. Pengertian yang lain tentang parkir adalah memberhentikan dan menyimpan kendaraan untuk sementara waktu pada suatu ruang tertentu. Kendaraan tidak mungkin bergerak terus, pada suatu saat harus berhenti untuk sementara waktu (menurunkan muatan) atau berhenti cukup lama yang disebut parkir, ruang parkir kosong adalah ruang yang tersedia pada tempat parkir untuk ditempati kendaraan, sedangkan ruang parkir terisi adalah ruang yang tidak tersedia pada tempat parkir. Ruang kosong dan terisi digunakan pada penelitian ini untuk mendeteksi ketersediaan *spot* parkir pada kamera statis.

2.2. Gamma Correction

Gamma mendefinisikan hubungan antara nilai numerik pixel dengan pencahayaan yang sebenarnya. Bentuk umum dari transformasi *gamma* ditunjukkan pada persamaan [5] Dengan U' dan U berturut-turut adalah citra setelah dan sebelum mengalami koreksi *gamma*, sedangkan faktor koreksi *gamma*, dengan kisaran nilai $0 < \gamma < 1$ dan $\gamma > 1$. Bila $\gamma = 1$ maka hasil transformasi akan sama dengan citra masukan. Semakin kecil faktor koreksi maka citra output akan semakin terang dan semakin tinggi faktor koreksi maka citra output akan mendekati citra asli[9].

2.3. Grayscale

Grayscale juga dikenal sebagai intensitas, skala abu-abu, atau gambar tingkat abu-abu. Array kelas `uint8`, `uint16`, `int16`, `single`, atau `double` yang nilai pixelnya menentukan nilai intensitasnya. Untuk array tunggal atau ganda, nilai berkisar dari [0, 1]. Untuk `uint8`, nilainya berkisar dari [0,255]. Untuk `uint16`, nilai berkisar dari [0, 65535]. Untuk `int16`, nilai-nilai berkisar dari [-32768, 32767][6].

2.4. Gaussian Blur

Gaussian Blur adalah Filter blur yang menempatkan warna transisi yang signifikan dalam sebuah image, kemudian membuat warna-warna pertengahan untuk menciptakan efek lembut pada sisi-sisi sebuah image. *Gaussian Blur* adalah salah satu filter blur yang menggunakan rumus matematika untuk menciptakan efek autofocus untuk mengurangi detail dan menciptakan efek berkabut. *Gaussian* adalah istilah matematika yang diambil dari nama seorang matematikawan Jerman, Karl Friedrich Gauss[7].

2.5. Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform

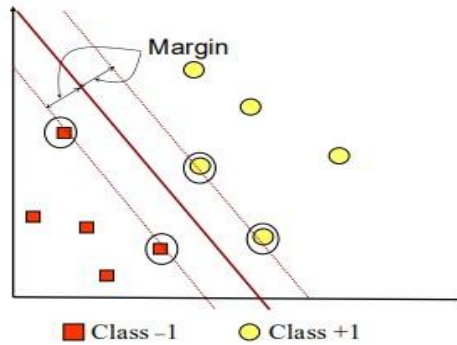
Memberi label piksel pada gambar angka desimal, yang disebut *Local Binary Pattern* atau kode LBP, yang melakukan encode struktur lokal di sekitar piksel. Setiap piksel dibandingkan dengan delapan tetangga di lingkungan 3×3 dengan mengurangi nilai piksel tengah, nilai yang dihasilkan benar-benar negatif dikodekan dengan 0 dan yang positif dengan 1. Angka biner diperoleh dengan menggabungkan semua kode biner ini secara searah jarum jam arah mulai dari kiri atas dan yang sesuai nilai desimal digunakan untuk pelabelan. Angka biner yang diturunkan disebut sebagai *Local Binary Pattern* atau kode LBP [8].

$$LBP_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) & \text{if } U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P+1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Untuk menetapkan secara resmi pola '*Uniform*', ditetapkan ukuran keseragaman $U('pattern')$, yang sesuai dengan jumlah transisi spasial (perubahan bitwise 0/1) dalam pola. Misalnya, pola 00000000_2 dan 11111111_2 memiliki nilai U sama dengan 0, ditetapkan pattern yang memiliki Nilai U paling banyak adalah 2 transisi sebagai '*uniform*' [11]. Sesuai dengan jumlah '1 bit dalam pola ($0 \rightarrow P$), sedangkan pola 'tidak seragam' dikelompokkan dalam label 'lain-lain' ($P+1$) [11].

2.6. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah yang pertama diusulkan oleh Vapnik dan sejak itu menarik yang tinggi tingkat minat dalam penelitian pembelajaran mesin masyarakat [9]. *Support Vector Machine* (SVM) melakukan klasifikasi dengan cara menemukan hyperplane yang akan memaksimalkan margin antara dua kelas. Vektor (kasus) yang menentukan hyperplane adalah *support vector*. SVM umumnya mampu memberikan kinerja yang lebih tinggi dalam hal akurasi klasifikasi daripada algoritma klasifikasi data lainnya [10].



Gambar 1. Pemisahan 2 Buah Kelas

Margin adalah jarak antara hyperplane tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing class. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis solid pada gambar 1 menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua class, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah *support vector* [12]. SVM menggunakan kernel *trick* akan memiliki dimensi yang jauh lebih tinggi dibandingkan linear SVM.

Tabel 1 Jenis Kernel Beserta Rumus

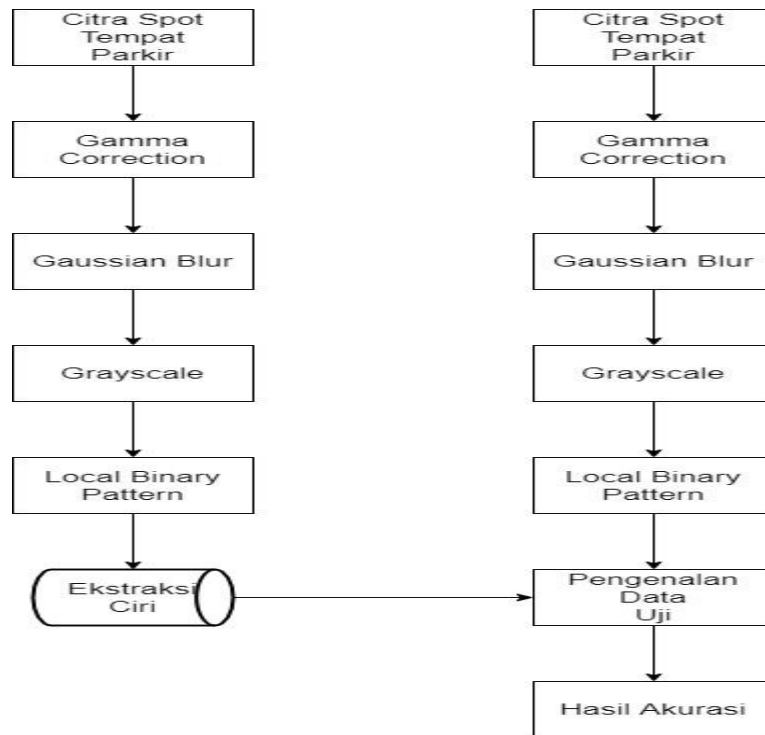
Jenis Kernel	Rumus
Polynomial	$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = (\vec{x}_i \cdot \vec{x}_j + 1)^p$
Gaussian	$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \exp\left(-\frac{\ \vec{x}_i - \vec{x}_j\ ^2}{2\sigma^2}\right)$
Sigmoid	$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \tanh(\alpha \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j + \beta)$

Kernel trick memberikan berbagai kemudahan dalam proses pembelajaran SVM, untuk menentukan *support vector*. Proses pembelajaran pada SVM dalam menemukan *support vector*, hanya bergantung pada *dot product* dari data yang sudah ditransformasikan pada ruang yang berdimensi lebih tinggi. Kelebihan dari SVM adalah generalisasi atau kemampuan metode untuk mengklasifikasikan suatu *pattern*[11], data yang tidak termasuk yang dipakai dalam fase pembelajaran, Vapnik membuktikan tingkat generalisasi yang diperoleh SVM tidak dipengaruhi oleh dimensi dari input *vector*[12]. Kekurangan dari SVM adalah sulit dipakai pada jumlah sample yang berskala besar[11]

3. Sistem Pengenalan yang Dibangun

3.1. Perancangan Sistem

Perancangan sistem yang akan dibuat meliputi pembuatan data training dan data testing, pada data training akan disediakan gambar tempat parkir yang telah di crop menjadi beberapa bagian *spot* pada tempat parkir untuk dilakukan pendeteksian menggunakan *Gamma Correction*, *Gaussian Blur* dan *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform* agar dapat mengetahui tempat parkir terisi atau kosong, pada data testing akan dilakukan prediksi gambar dengan menggunakan metode *Support Vector Machine*(SVM).



Gambar 2 Alur Pemodelan Sistem

3.2. Pembuatan Data *Spot* Parkir

1. Pembuatan Data *Training*

Dalam pembuatan data *Training* ini memiliki beberapa tahapan proses yang dilakukan sebagai berikut.

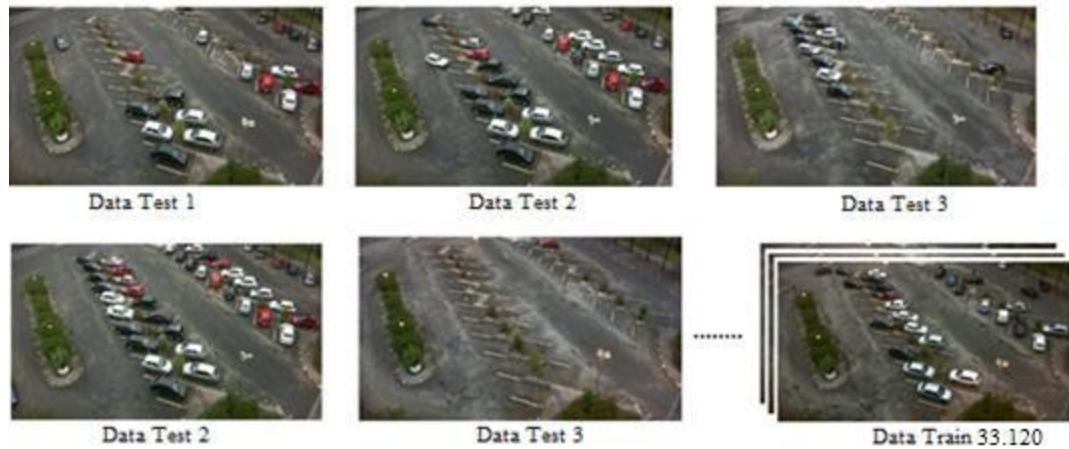
- Citra yang digunakan sebagai data testing adalah citra tempat parkir yang telah dilakukan crop berdasarkan poin-poin yang telah disediakan dalam dataset PKLot.
- Citra dilakukan proses ekstraksi fitur dan pemberian label.
- Dataset dibagi menjadi 132.602 untuk data training dan 33.120 untuk data testing.



Gambar 3 Data Training

2. Pembuatan Data Uji

Dalam proses pembuatan data uji, inputan citra yang digunakan adalah citra yang tidak dilakukan proses crop, masih dalam berbentuk *spot* tempat parkir keseluruhan, proses testing dalam 1 citra adalah melakukan prediksi sebanyak 40 kali atau banyaknya *spot* tempat parkir yang tersedia di XML.



Gambar 4. Data Testing

3.3. Gamma Correction

Gamma Correction juga dikenal sebagai *Power Law Transform*. Intensitas piksel gambar diskalakan dari rentang [0,255] hingga [0, 1.0]. Untuk memperoleh spektrum gambar berdasarkan kebutuhan dari gambar.

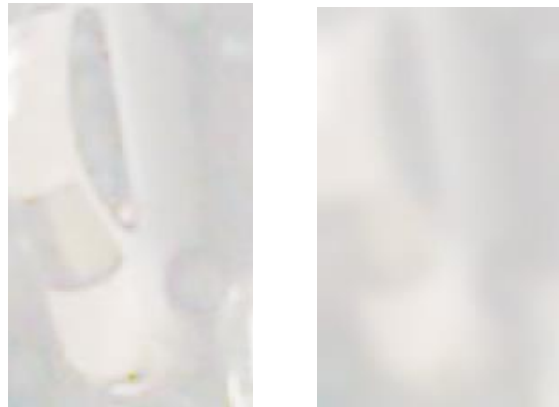


Gambar 5. Konversi Citra Menggunakan Gamma Correction dengan $\gamma = 15$

1. Proses *Gamma Correction* disini peneliti menggunakan 2 parameter, yaitu inputan citra dan *Gamma*. Nilai parameter *Gamma* mempengaruhi warna dari spektrum gambar, jika nilai *gamma* di setting <1 akan menghasilkan citra dengan intensitas spektrum yang lebih gelap sementara nilai *Gamma* >1 akan mempengaruhi warna intensitas spektrum menjadi lebih cerah, untuk nilai *Gamma* = 1 tidak akan mempengaruhi spektrum citra.
2. Untuk parameter yang diisi menggunakan *Gamma* = 3, karena dapat membantu mendapatkan intensitas cahaya yang baik pada saat gambar kurang memiliki pencahayaan yang baik.

3.4. Gaussian Blur

Filter *Gaussian* adalah filter linier dengan nilai pembobotan untuk setiap anggotanya dipilih berdasarkan bentuk fungsi *Gaussian*.



Gambar 6 Konversi Citra Menggunakan Gaussian Blur None Kernel

1. Proses *Gaussian Blur* menggunakan parameter citra inputan, argumen kedua berupa tupel yang menyatakan ukuran kernel, argument ketiga berupa σ pada arah horizontal.
2. Untuk parameter diisi dengan ukuran kernel none ,3x3 dan 5x5, $\sigma = 3$.

3.5. Grayscale

Grayscale atau citra keabu-abuan dikenal memiliki ruang warna hitam dan putih, *Grayscale* memiliki nilai tunggal antara 0 yang merepresentasikan warna hitam dan 255 merepresentasikan putih.



Gambar 7 Konversi Citra Menggunakan Grayscale

3.6. Ekstraksi Fitur

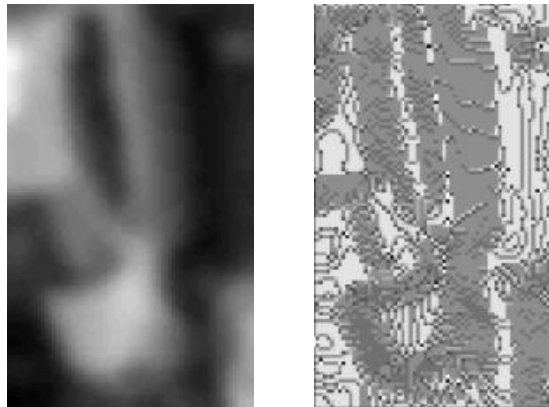
Proses pengenalan *spot* ruang parkir kosong dan terisi pada sistem ini menggunakan metode *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform*.



Gambar 8 Alur sistem Local Binary Pattern (LBP)

1. Input citra yang telah dicrop berdasarkan *spot* ruang parkir.

2. Proses pada *Gaussian Blur* menggunakan kernel none, 3x3 dan 5x5 bobotnya diperoleh dengan membuat σ^t , menggunakan $\sigma = 3$ untuk standar deviasi dan piksel pada pusat(x,y).
3. Citra hasil *Gaussian Blur* dilakukan konversi RGB menjadi gambar hitam putih (*Grayscale*).
4. Pada proses ekstraksi *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform* menggunakan parameter *neighbors* 4 dan 8 *radius* 1,2 dan 3 untuk mendapatkan hasil ekstraksi fitur terbaik.



Gambar 9 Hasil konversi citra menjadi Grayscale

Hasil yang didapat setelah melakukan proses perbandingan nilai tengah piksel dengan nilai ketetangaan piksel pada citra *Grayscale*, proses dari local binary pattern sendiri akan menghasilkan vektor ciri yang digunakan untuk membedakan vector ciri spot tempat parkir.

3.7. Pengujian Performa Sistem

Pengujian performa sistem menggunakan *Support Vector Machine*, tahapan awal membuat klasifikasi data untuk data training, dan tahap akhir melakukan testing berdasarkan data yang didapatkan dari hasil training.

- a. *Support Vector Machine* menggunakan kernel *RBF* dan *Polynomial*, sebagai metode klasifikasi.
- b. Masing-masing citra inputan dilakukan prediksi untuk menentukan kelas *spot* parkir terisi atau kosong, dengan menggunakan nilai 1(terisi) dan 0(kosong).

$$Accuracy = \frac{\text{Number of Correct Predictions}}{\text{Total Number of Predictions}} \times 100\%$$

4. Evaluasi

4.1 Skenario Pengujian

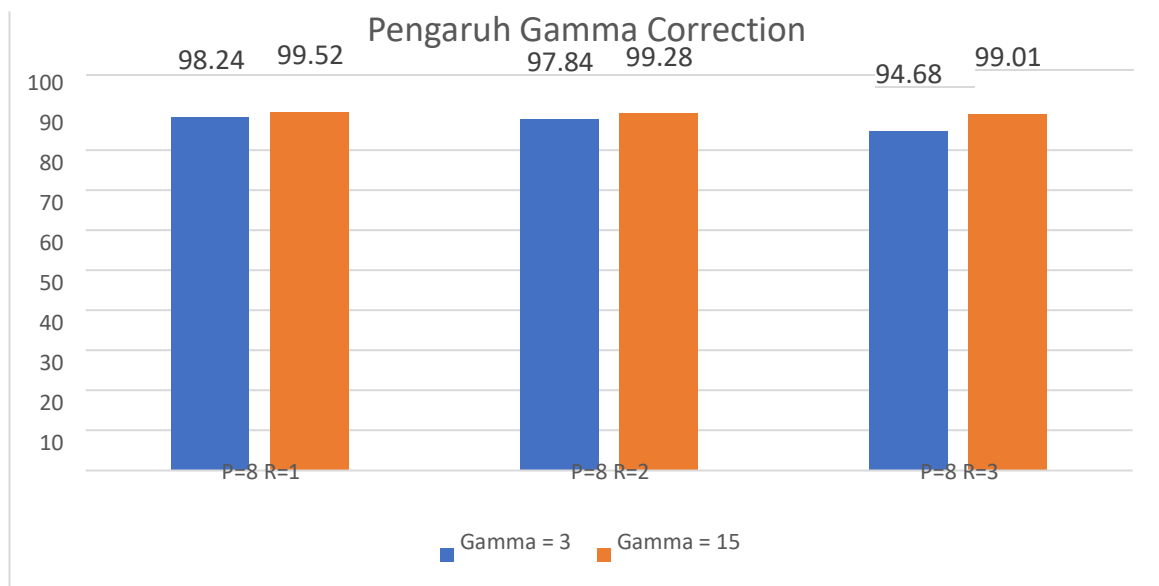
Skenario pengujian dilakukan untuk menguji dan menganalisis performansi perangkat lunak untuk mendeteksi adanya kekurangan pada pendeteksian *spot* ruang pada tempat parkir luar ruangan adalah sebagai berikut :

1. Melakukan percobaan terhadap pengaruh *Gamma Correction* pengaruh *Gamma Correction* dengan parameter $\gamma = 3$ dan $\gamma = 15$.
2. Melakukan percobaan pengaruh *Gaussian Blur* dengan parameter kernel none, 3x3 dan 5x5 dengan standar deviasi = 3.
3. Pengaruh perubahan nilai ketetangaan dan radius metode *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform* pada tahap ekstraksi ciri terhadap akurasi sistem, parameter yang digunakan adalah P=4,P=8 dan R=1, R=2, R=3.
4. Pengaruh parameter kernel pada *Support Vector Machine*, kernel yang digunakan adalah *RBF* dan *Polynomial*.

4.2 Evaluasi Hasil Pengujian

Setelah dilakukan pengujian, berikut disajikan hasil pengujian pada setiap skenario beserta analisisnya :

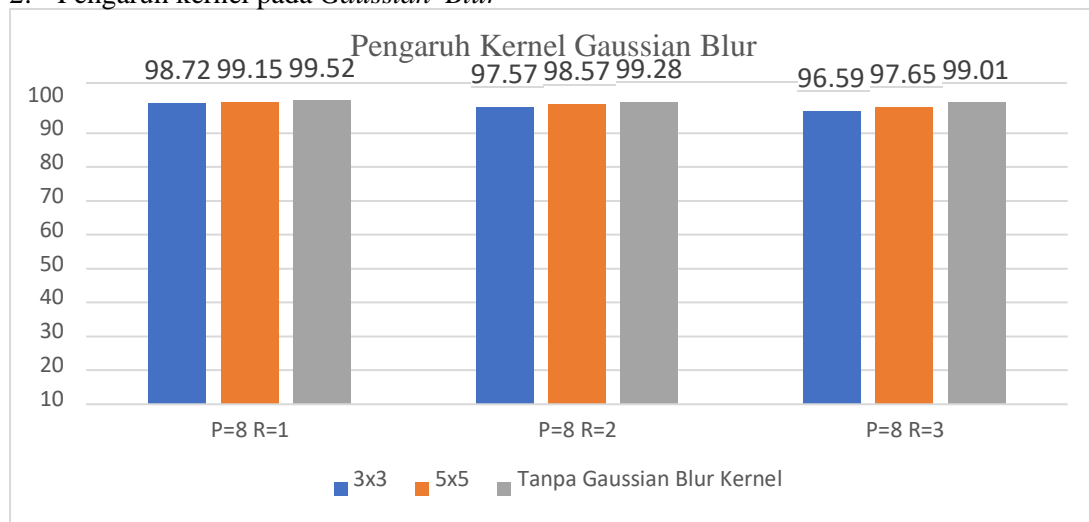
1. Pengaruh *Gamma Correction*



Gambar 10 Pengaruh *Gamma Correction*

Hasil dari data diatas disimpulkan bahwa nilai γ mempengaruhi hasil akurasi yang didapat, $\gamma = 15$ mendapatkan hasil terbaik dibandingkan $\gamma = 3$ dikarenakan dataset yang digunakan terdapat gambar yang terkena bayangan tertutup oleh pepohonan sehingga intensitas cahayanya rendah, maka dari itu $\gamma = 15$ dapat memberikan hasil terbaik dan memberikan perbandingan akurasi 1 sampai 4.3 %.

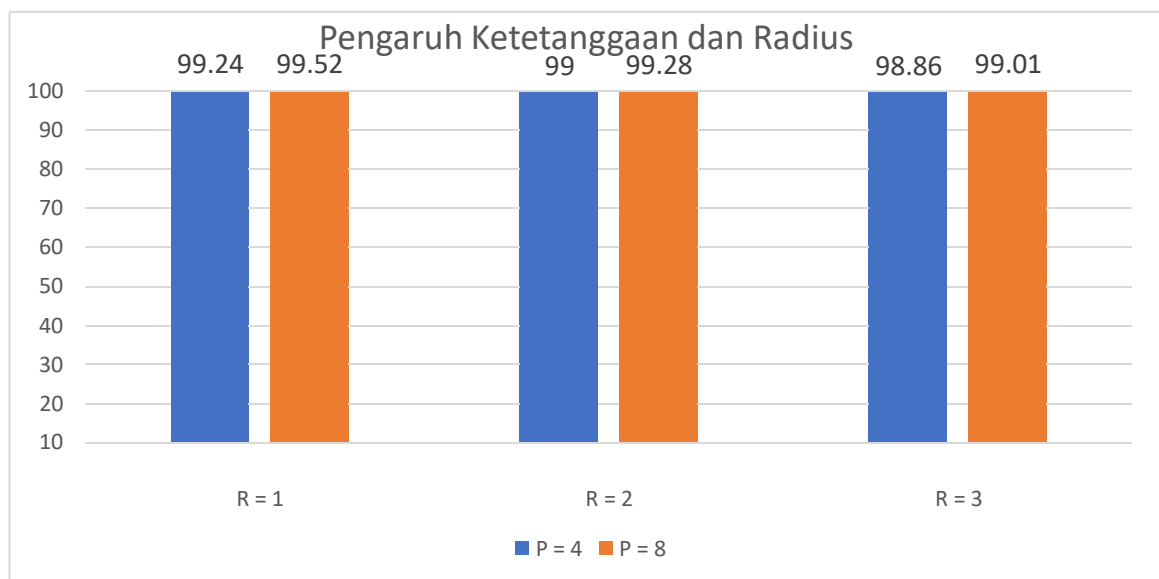
2. Pengaruh kernel pada *Gaussian Blur*



Gambar 11 Grafik Pengaruh Kernel Preprocessing *Gaussian Blur*

Hasil dari data diatas dapat disimpulkan bahwa penggunaan kernel tidak berpengaruh dalam proses peningkatan nilai akurasi, *Gaussian Blur* membantu melakukan proses pengaburan citra sehingga dapat mempermudah metode ekstraksi fitur dalam pengenalan karena berkurangnya noise pada citra *spot* tempat parkir, kernel 5x5 mendapatkan hasil yang akurasi yang tinggi dibandingkan kernel 3x3 pengaruh kernel membuat gambar menjadi blur secara merata karena menggunakan jangkauan piksel yang lebih besar. Untuk hasil terbaik dan paling optimal didapatkan oleh *Gaussian* none kernel dengan selisih akurasi sekitar 0.3 sampai 4% dengan *Gaussian* kernel.

3. Pengaruh ketetangaan pada *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform*

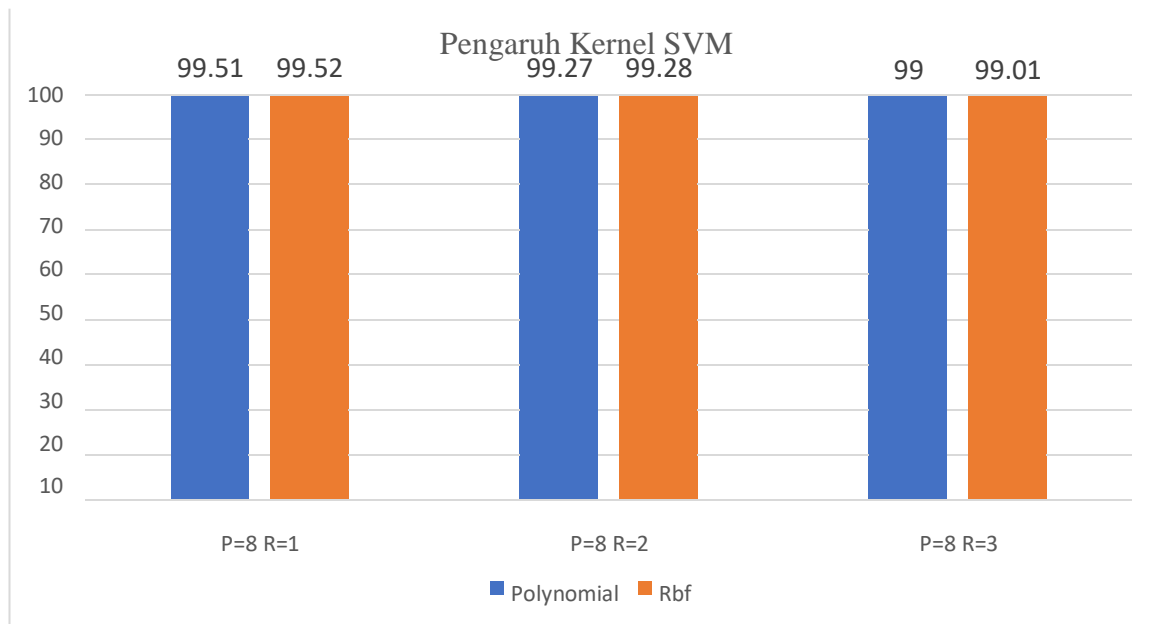


Gambar 12 Pengaruh ketetangaan *Local Binary Pattern* terhadap akurasi

Ketetangaan pada metode *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform* dapat mempengaruhi nilai akurasi dikarenakan jumlah dari nilai ketetangaan akan berdampak pada jumlah bin yang didapatkan, semakin banyak tetangganya maka nilai bin yang dihasilkan akan semakin banyak, radius menjadikan jangkauan nilai tengah piksel dengan ketetangaan diperlebar menghasilkan nilai akurasi yang turun sekitar 0,24% sampai 1,89% nilai akurasi terbaik didapatkan oleh P=8 dan R=1 disemua kondisi dengan nilai, pada P=8 memiliki nilai bin 59 hanya diambil 9 bin, untuk nilai P+1 akan diisi oleh non-uniform pattern, sedangkan untuk (0->P) diisi dengan pola uniform, rata-rata *spot* kosong memiliki nilai lebih dari 2000 pada array bin 8 sedangkan untuk *spot* terisi memiliki nilai dibawah 2000 pada array bin 8 dan

pada array bin 6 memiliki nilai diatas 2000, nilai tersebut bergantung pada besaran piksel citra yang digunakan.

4. Pengaruh Kernel Pada *Support Vector Machine*



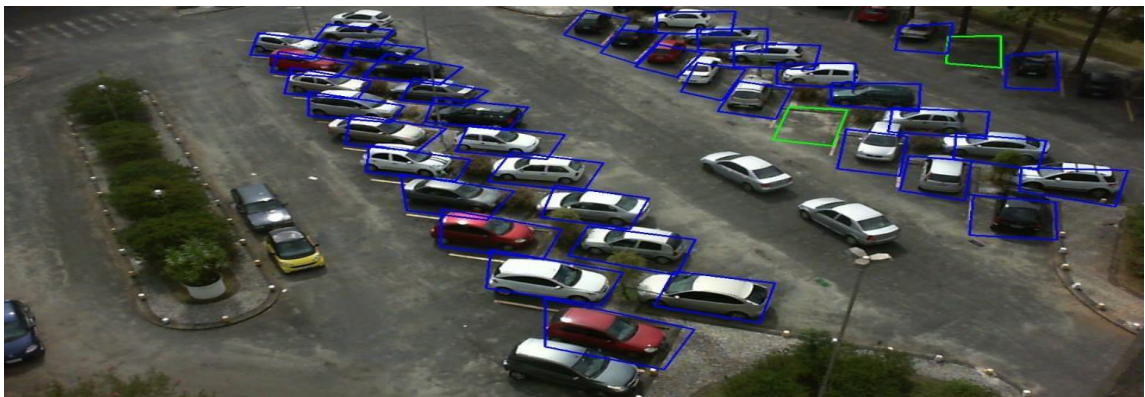
Gambar 13 Pengaruh kernel Support Vector Machine terhadap akurasi

Pada grafik diatas melaporkan hasil bahwa metode klasifikasi *Support Vector Machine* kernel *RBF* dan *Polynomial* berpengaruh pada nilai akurasi, *Gamma Correction* diset $\gamma = 15$ dan *Gaussian Blur* diset kernel none, pada saat *Support Vector Machine* menggunakan kernel *Polynomial* spot kosong terprediksi salah (true negative) sebanyak 84 sedangkan spot terisi terprediksi salah (false negative) sebanyak 73 dan untuk kernel *RBF* spot kosong terprediksi salah (true negative) sebanyak 86 spot, sedangkan spot terisi terprediksi salah (false negative) sebanyak 68, hasil terbaik didapatkan oleh *Support Vector Machine* yang menggunakan kernel *RBF* dibandingkan dengan kernel *Polynomial* yang mendapatkan nilai akurasi tertinggi yaitu 99.52%.

5. Analisa Data Bermasalah

Proses analisa spot yang mengalami kekurangan intensitas cahaya berdasarkan kesalahan dari prediksi sebelum penggunaan metode *Gamma Correction* terdapat 3.236 spot tempat parkir yang membutuhkan pencahayaan atau kenaikan nilai intensitas pada tiap piksel dan untuk akurasi kendaraan yang berwarna hitam adalah 99.97%, salah mendeteksi satu kendaraan berwarna hitam dari total 4431 dikarenakan adanya bayangan tidak merata pada kendaraan.

6. Hasil Deteksi Spot



Gambar 14 Hasil Deteksi Spot Tempat Parkir

Hasil dari proses sebelumnya akan mendapatkan deteksi *spot* tempat parkir kosong dan terisi yang dibedakan berdasarkan warna *rectangle*, untuk *rectangle* warna hijau menandakan *spot* tempat parkir dalam keadaan kosong, sedangkan *rectangle* warna biru tua menandakan *spot* tempat parkir dalam keadaan terisi, *point spot* tempat parkir didapatkan dari dataset XML sedangkan untuk menentukan prediksi *spot* pada tempat parkir menggunakan klasifikasi *Support Vector Machine* yang akan memprediksi kelas terisi (*Occupied*) ditandai dengan bilangan 1 dan kelas kosong (*Empty*) ditandai dengan bilangan 0.

7. Kesalahan Deteksi

Pada proses kesalahan deteksi terdapat beberapa *spot* yang mengalami kegagalan dalam proses prediksi oleh *Support Vector Machine*, beberapa gambar yang mengalami kesalahan deteksi sebagai berikut.



Gambar 15 False Detection

Rata-rata kesalahan pada prediksi *spot* tempat parkir dikarenakan *spot* tempat parkir terkena bayangan pepohonan, *spot* tempat parkir kosong tertutup kendaraan sebelahny dan mobil yang terkena bayangan yang tidak merata, proses kesalahan ini terjadi dikarenakan metode *Local Binary Pattern Rotational Invariant Uniform* belum bisa menangani pencahayaan yang tidak merata seperti pada *spot* tempat parkir terkena bayangan karena pada saat proses konversi kedalam nilai biner akan menghasilkan hasil yang berbeda sedangkan untuk pencahayaan secara merata hasil dari konversi kedalam nilai biner akan sama karena kenaikan nilai intensitas cahaya pada piksel akan seragam.



Gambar 16 False Detection Journal A robust dataset for parking lot classification [3].

Perbandingan kesalahan deteksi yang didapat pada jurnal [3] dengan metode yang peneliti gunakan adalah sudah bisa mendeteksi *spot* tempat parkir yang kekurangan intensitas cahaya dan kendaraan yang memiliki warna mirip dengan warna aspal dapat diprediksi dengan baik.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1. Kesimpulan

Setelah dilakukan beberapa skenario pengujian, maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Spot tempat parkir yang mengalami kekurangan intensitas cahaya dan kendaraan yang berwarna mirip dengan warna aspal dapat terdeteksi dengan baik.
2. Spot tempat parkir yang terkena bayangan tidak merata atau bayangan pepohonan tidak dapat dikenali dengan baik.
3. Proses preprocessing menggunakan *Gaussian Blur* dengan kernel none, 3x3 dan 5x5 yang dapat meningkatkan nilai akurasi 0.3 sampai 4% yang terbaik adalah menggunakan kernel none.
4. Sistem yang dirancang menggunakan *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform* dapat melakukan pengenalan *spot* tempat parkir terisi dan kosong dengan baik, hasil terbaik didapatkan oleh P=8 dan R=1.
5. Parameter ketetanggaan dan radius pada *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform* mempengaruhi hasil ekstraksi fitur dan akurasi yang didapat.
6. Kernel pada *Support Vector Machine* dapat mempengaruhi hasil prediksi akurasi, hasil terbaik didapatkan oleh kernel *RBF* dengan nilai akurasi sebesar 99.52%.

5.2. Saran

Untuk pengembangan sistem di masa mendatang, saran yang dapat peneliti berikan adalah :

1. Menambahkan metode lain untuk memperbaiki akurasi.
2. Mencoba metode baru untuk mendapatkan menanggulangi permasalahan bayangan tidak merata.
3. Mencoba mengubah parameter pada *Gamma Correction*, *Gaussian Blur* atau *Local Binary Pattern Rotation Invariant Uniform*.
4. Mencari data uji yang lebih mudah untuk dilakukan klasifikasi *spot* tempat parkir.

Reference

- [1] P. Van Der Waerden, A. Borgers, and H. Timmermans, "The impact of the parking situation in shopping centres on store choice behaviour," *GeoJournal*, 1998.
- [2] R. Paulo, S. Luiz, S. Alceu, J. Eunelson and L. Alessandro, "Intelligent Parking Space Detection System Based on Image Processing," *Expert System Application.*, 2015.
- [3] P. Almeida, L. S. Oliveira, E. Silva, A. Britto, and A. Koerich, "A robust dataset for parking lot classification," in *Proceedings - 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2013*, 2013.
- [4] S Riyadlus dan W Sri, "Analisis Karakteristik Parkir di Satuan Ruang Parkir Pasar Larangan Sidoarjo," *Engineering and Sains Journal*, 2017.
- [5] Ahmad, Usman. 2005. *Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya*. Edisi Pertama. Yogyakarta: Graha ilmu.
- [6] K Tarun and V Karun, "A Theory Based on Conversion of RGB image to Gray image," *International Journal of Computer Applications*, 2010.
- [7] W Andre, L Herlina dan S Yanolanda, "Analisa Perbandingan Metode Filter *Gaussian* , Mean dan Median Terhadap Reduksi Noise," *Jurnal Media Infotama Vol.12 No.1*, 2016.
- [8] D. Huang, C. Shan, M. Ardabilian, Y. Wang, and L. Chen, "*Local Binary Patterns* and its application to facial image analysis: A survey," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews*. 2011.
- [9] S. R. Sain and V. N. Vapnik, "The Nature of Statistical Learning Theory," *Technometrics*, 1996.
- [10] Bahal, Bhiwani, Haryana, "Data Classification Using Support VectorMachine," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 2009.
- [11] Timo O, Matti P and Topi M, "Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with *Local Binary Patterns*," *TPAMI* 112278.
- [12] S. Anto, B. Arif dan H. Dwi "Support Vector Machine Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika," *Ilmu Komputer*, 2003.
- [13] Vapnik V.N., "The Nature of Statistical Learning Theory", 2nd edition, Springer-Verlag, New York Berlin Heidelberg, 1999