

KLASIFIKASI JENIS KENDARAAN DENGAN GABOR FILTERING DAN NAÏVE BAYES

Muhammad Enzi Muzakki¹, Mohamad Syahrul Mubarak², Prof. Dr. Adiwijaya³

¹²³Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

Jl. Telekomunikasi No. 1 Ters. Buah Batu Bandung 40257 Indonesia

¹enzi.muzakki22@gmail.com, ²msyahrulmubarak@gmail.com, ³adiwijaya@telkomuniversitiy.ac.id

Abstrak—Di Indonesia sekarang ini, sistem pengamatan lalu lintas masih menggunakan kemampuan pengawasan manusia. Contohnya pada saat pembayaran karcis parkir, tiket di gerbang tol dsb. Memang manusia dapat membedakan objek satu dengan yang lainnya dengan mudah akan tetapi tetap saja manusia memiliki keterbatasan seperti kelelahan dan kurangnya konsentrasi. Untuk mempermudah hal tersebut diperlukan sistem yang dapat mengelompokkan kendaraan-kendaraan tersebut secara otomatis. Dalam makalah ini kendaraan beroda empat atau lebih akan dikelompokkan ke dalam tiga kelompok yaitu, *bus, truck dan car*.

Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah *Gabor Filter* yang menggunakan frekuensi dan orientasi sebagai parameter untuk menghasilkan ciri penting dari citra masukan serta hasil dari ekstraksi tersebut menjadi nilai masukan pada proses klasifikasi *Naïve Bayes*. Klasifikasi kendaraan didapat setelah melalui berbagai tahap *preprocessing* hingga menghasilkan kategori dari kendaraan tersebut. Setelah itu dilakukan pencarian nilai parameter *Gabor Filter* yang terbaik hingga mendapatkan nilai yang maksimal. Hasil pengujian pun akhirnya dapat mencapai nilai akurasi 81.73%.

Kata kunci : *Gabor Filter, Naïve Bayes, klasifikasi kendaraan*.

Abstract—Currently in Indonesia, system surveillance traffic still using capability of human supervision. Example in payment parking ticket and ticket in toll gates etc. Surely human can easily distinguish object one to another object but nonetheless human has its limitation as fatigue and lack of concentration. To simplify that matter be required a system that can grouping vehicles automatically. In this paper 4 wheel transportation or more will be divide into 3 groups such as, Bus, Car and Truck.

Method feature extraction will be using *Gabor Filter* which use frequency and orientation as parameter to generate important characteristic from image and the result of the process will be value input for classification *Naïve Bayes*. Classification be obtained from various stage of *preprocessing* until become result of category vehicle. After that do a lookup for *Gabor Filter* parameter value in order to give better result with maximum value. Thus experiment shows an acceptable accuracy for about 81.73%.

Keyword : *Gabor Filter, Naïve Bayes, classification vehicle*.

I. PENDAHULUAN

Di Indonesia sekarang ini, sistem pengamatan lalu lintas masih menggunakan kemampuan pengawasan manusia. Manusia memang dapat membedakan objek satu dengan objek lainnya dengan mudah, tetapi bagaimanapun juga manusia memiliki keterbatasan seperti kelelahan atau kurangnya konsentrasi. Meskipun demikian, manusia dianggap sebagai *classifier* terbaik di dunia. Contohnya, Taigman Y [2] menggunakan manusia sebagai parameter sukses dalam rekognisi. Pada sistem pengamatan lalu lintas yang masih menggunakan kemampuan pengawasan manusia ini contohnya adalah pembayaran karcis di tempat parkir atau pengambilan tiket di gerbang tol. Kita bisa melihat penggolongan kendaraan tidak hanya di satu tempat pintu masuk tol saja, masih ada pemisahan antara kendaraan kecil, kendaraan sedang dan kendaraan besar dengan menggunakan pembatas saat melakukan pembayaran ataupun mengambil karcis. Ini sangatlah tidak efisien karena akan membutuhkan waktu lebih lama jika kendaraan harus berpindah jalur dari jalur sebelumnya hanya untuk melakukan hal tersebut. Apalagi sekarang ini volume kendaraan di ruas jalan tol semakin bertambah, memungkinkan terjadinya kemacetan yang panjang di gerbang tol. Untuk itu diperlukan sebuah metode pengenalan kendaraan yang lebih efisien.

Salah satu solusi untuk permasalahan diatas adalah melakukan klasifikasi terhadap tipe kendaraan yang berlalu lintas di jalan tol, sehingga tidak perlu menggunakan pembatas/palang untuk melakukan transaksi di gerbang tol dan lebih efisien dalam segi waktu. Salah satu teknik ekstraksi ciri dalam pengenalan bentuk adalah menggunakan metode *Gabor Filter*. *Gabor Filter* merupakan teknik ekstraksi ciri yang mengambil representasi yang optimal dari arah orientasi dan frekuensi spasial. Beberapa penelitian menyatakan *Gabor Filter* sangat mirip dengan sistem visual manusia karena filter ini mampu mendekati beberapa karakteristik sel-sel tertentu di korteks visual beberapa mamalia. C.Sujatha dan Dr. D. Selvathi [18] dalam penelitiannya menyatakan bahwa *Gabor Filter* merupakan filter yang mampu mendapatkan performansi yang baik dalam deteksi tepi. Untuk pencocokan data digunakan teknik *Naïve Bayes* sebagai *classifier* karena merupakan salah satu metode klasifikasi dan termasuk keluarga besar dari probabilistik model dimana sebuah metode untuk menangani permasalahan tentang penalaran ketidakpastian. Data yang diambil berupa video tampak atas kendaraan di jalan tol. Data tersebut dilakukan proses *preprocessing* terlebih dahulu, sebelum melalui tahap-tahap ekstraksi ciri. Setelah melalui kedua proses tersebut setiap input yang masuk akan diklasifikasikan berdasarkan kelasnya yaitu kendaraan berat, kendaraan sedang, kendaraan kecil. Dengan adanya pengklasifikasian jenis kendaraan secara otomatis diharapkan dapat membantu sistem pengawasan lalu lintas dan menjadi lebih efisien dalam pengenalan kendaraan

II. PENELITIAN TERKAIT

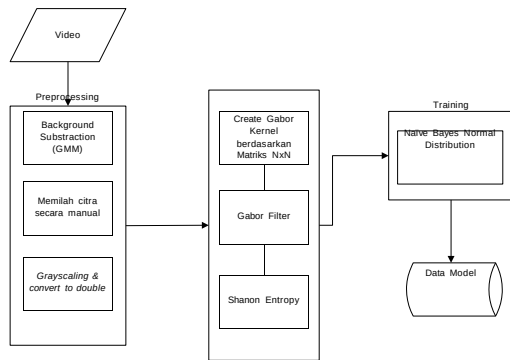
Klasifikasi kendaraan adalah salah satu masalah yang menantang pada bidang sistem pengawasan lalu lintas. Sudah banyak penelitian yang mengambil teknik klasifikasi salah satunya Kanwal Yousaf [3] yang melakukan klasifikasi terhadap kendaraan pada penelitiannya dilakukan komparisasi terhadap metode metode yang sering digunakan dalam klasifikasi kendaraan. Setelah melakukan komparisasi terhadap parameter-parameter tersebut , mereka menyimpulkan bahwa *Hybrid Dynamic Bayesian Network (HDBN) classifier* merupakan algoritma yang lebih baik dari *classifier* lainnya . HBDB mendeteksi tahap penting dari fitur ekstraksi, seleksi dan klasifikasi dengan mengambil informasi penting dari tampilan belakang sebuah kendaran ketimbang informasi seperti jarak antar roda dan tinggi roda dll.

Nurhadiyatna [1] mengembangkan real time sistem proses klasifikasi dengan tiga tahapan: deteksi kendaraan dengan menggunakan *Gaussian Mixture Model* dengan *Hole Filling Algorithm*; *Gabor Kernel* untuk *Feature Extraction*; dan lima *classifier* digunakan. Akurasi tertinggi didapat sebesar 93.36% dengan menggunakan 18 fitur dari kombinasi parameter *gabor kernel* dan menggunakan *Random Forest* sebagai *classifier*.

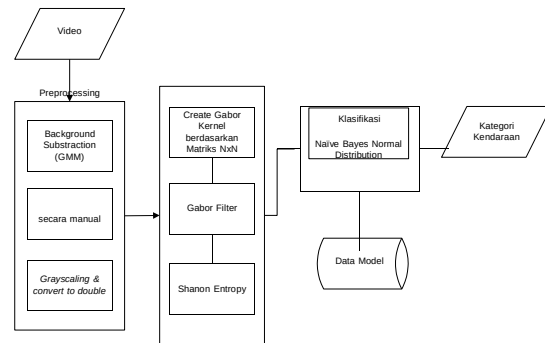
III. PERANCANGAN SISTEM

A. Gambaran Umum Sistem

Sistem ini dibangun untuk mengklarifikasi kendaraan memanfaatkan citra yang diambil dari media video yang diperoleh dari kamera pemantau/CCTV yang dipasang di sisi jalan. Dengan citra sebagai inputan, sistem ini dapat mendeteksi objek-objek yang ada terutama difokuskan pada objek kendaraan. Sistem ini melakukan klasifikasi jenis pada kendaraan yang ada dengan membaginya ke dalam 3 bagian yaitu *car*, *bus* dan *truck*. Agar dapat mengklasifikasikan jenis kendaraan, sistem harus melakukan dua buah skema utama yang harus dilalui yaitu *training* dan *testing*. *Training* adalah proses yang bertujuan untuk melabelkan data ciri kendaraan masing-masing jenis ke dalam *database*. *Testing* adalah proses yang bertujuan untuk mengklasifikasikan kendaraan berdasarkan data *training* yang telah disimpan dalam *database*. Tahapan-tahapan perancangan sistem dapat dilihat pada Gambar 8 dan Gambar 9.



Gambar 3.1. Alur Perancangan Sistem Latih Klasifikasi Kendaraan



Gambar 3.2. Alur Perancangan Sistem Uji Klasifikasi Kendaraan

Berikut ini merupakan deskripsi dari masing-masing proses pada perancangan sistem yang digunakan:

1. Preprocessing

a. Gaussian Mixture Model (GMM)

Dalam proses ini, sistem akan melakukan fase *learning* dengan mengambil frame-frame dari video input. Untuk setiap frame, informasi warna dari tiap pixel akan digunakan untuk membangun model GMM. Dari frame pertama untuk setiap pixelnya telah mendapatkan model GMM, kemudian model GMM itu dilakukan pencocokan pada model GMM selanjutnya. Jika tidak cocok maka, dibuat model GMM baru untuk menggantikan model GMM yang “*close enough*” terhadap *background* atau dengan kata lain adalah inputan tersebut dianggap *foreground*. Jika cocok, maka dilakukan *update* terhadap parameter model GMM. Misalnya parameter *weight*. Untuk menghindari berlebihnya nilai parameter *weight*, maka dilakukan normalisasi nilai *weight* sehingga tidak lebih dari 1. Tahap terakhir yakni dilakukan pemilihan model GMM yang telah dianggap sebagai *background*.

Keluaran dari tahapan ini adalah frame yang terdiri dari model *background* dan model *foreground*.



Gambar 3.3. Hasil GMM warna hitam untuk background dan warna putih untuk foreground

b. Memilah citra secara manual

Hal ini dilakukan karena pada hasil GMM ada beberapa citra yang sama dan citra yang terdeteksi bukan merupakan kendaraan penulis sebut sebagai citra noise. Kemudian pada data latih sendiri saya melakukan pembagian berdasarkan *bus*, *car* dan *truck* untuk menghitung berapa banyak data *bus*, *car* dan *truck* yang terdeteksi kemudian dilakukan *labeling*. Noise tidak penulis masukan kedalam data latih. Hasil dari *cropping* deteksi GMM berbeda ukuran.



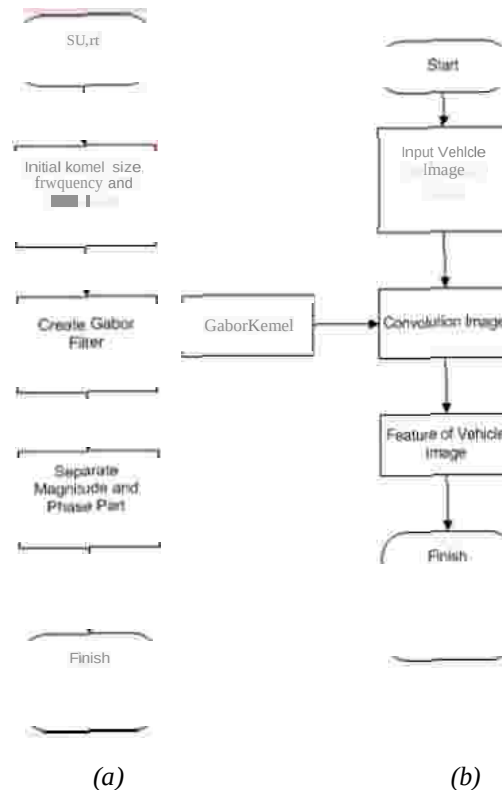
(a) (b) (c)

Gambar 3.4. contoh (a) bus (b) car (c) truck, yang sudah dilakukan pemilahan.

2. Feature Extraction

a. Gabor Filter

Proses ekstraksi fitur dilakukan menggunakan *Gabor Filter*. Hasil dari ekstraksi ciri terhadap citra masukan adalah sebuah vektor ciri. vektor ciri yang didapat sangat mempengaruhi proses klasifikasi dan performa sistem. Hasil dari ekstraksi ciri *Gabor Filter* sangat dipengaruhi oleh kombinasi parameter dari orientasi, ukuran kernel, dan frekuensi. Panjang vektor ciri yang dihasilkan didapat berdasarkan perkalian dari orientasi dengan frekuensi. Setiap kombinasi frekuensi dan orientasi yang dipakai akan menghasilkan sebuah ciri penting untuk proses selanjutnya. Ukuran kernel akan mempengaruhi komputasi kecepatan pada saat ekstraksi ciri



Gambar 3.5. (a) Alur proses pembuatan gabor filter (b) Alur proses konvolusi dengan citra masukan.

Langkah – langkah ekstraksi ciri *Gabor Filter* adalah sebagai berikut:

1. Pembuatan *Gabor Filter*

Vektor ciri yang dihasilkan oleh *gabor filter* merupakan pasangan kombinasi dari frekuensi dan orientasi. Tahap ini yaitu menentukan nilai parameter yang dibutuhkan untuk pembuatan *Gabor Filter*. Pada makalah ini, pengujian dilakukan dengan menggunakan parameter frekuensi 2, 3 dan 4, dengan nilai sudut orientasi 30°, 45° dan 90° dengan besar kernel konvolusi 17x17, 21x21 dan 23x23 [32]. Hasil dari ekstraksi ciri *Gabor Filter* memisahkan bagian *magnitude* dan *phase*. Keduanya memiliki signal data tetapi yang paling sering digunakan adalah nilai *magnitude* karena jika *magnitude* rendah maka *phasenya* akan sangat bernoise, sehingga perlu dilihat nilai *magnitudenya* terlebih dahulu sebelum menggunakan *phase*.

2. Konvolusi gabor

Untuk setiap pasangan frekuensi dan sudut orientasi akan dibangun filter dari nilai *real* dan *imaginer*. Ukuran matriks filter sesuai dengan ukuran kernel yang telah ditentukan. Kemudian dilakukan konvolusi dengan citra masukan. Sehingga satu citra menghasilkan nilai *magnitude* dari masing – masing filter tersebut. Nilai *magnitude* didapat dari hasil akar kuadrat dari filter *imaginer* dan filter *real* (3.1).

$$\sqrt{I^2 + R^2} = \sqrt{I^2 + R^2} \quad (3.1)$$

Nilai frekuensi dan orientasi ini akan menentukan seberapa banyak filter yang akan dipakai dan seberapa banyak ekstraksi ciri yang dihasilkan. Filter tersebut kemudian digunakan pada citra yang akan di uji. Sehingga satu citra menghasilkan nilai *magnitude* dari masing-masing dari filter tersebut. Nilai *magnitude* inilah yang akan diproses untuk dicari nilai entropinya. Berikut hasil dari citra yang telah diproses dengan filter tersebut.

b. Shanon Entropy

Proses *entropy* pada gambar dilakukan untuk mengetahui distribusi *randomness*. *Entropy* dihitung dari semua gambar yang terinterpolasi. Nilai magnitude yang sudah dicari kemudian dilakukan perhitungan menggunakan *shanon entropy*. Sebagai contoh jika sebuah gambar mempunyai nilai yang homogen, maka *entropy* akan nol, sedangkan nilai yang tinggi menunjukkan distribusi heterogen. Entropi dari sebuah gambar dapat dikalkulasi menggunakan dengan formula (3.2):

$$H = - \sum_{i=1}^L p_i \log_2(p_i) \quad (3.2)$$

Dimana L adalah level keabuan dari sebuah gambar, dan p adalah distribusi probabilitas dari piksel-piksel gambar, nilai b adalah sebuah unit dari entropy untuk shanon $b = 2$ [26].

3. Vehicle Classification (Naïve Bayes)

Proses Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan data yang diperoleh dari data latih sebagai data model. Proses klasifikasi diawali dengan melakukan proses *leaning* pada data latih yang sudah dipersiapkan. Output dari proses tersebut akan dijadikan parameter acuan proses uji selanjutnya. Data latih yang telah melalui proses ekstraksi fitur selanjutnya dihitung nilai *prior probability* $P(a)$, mean dan varian untuk setiap kelasnya. Parameter tersebut akan dijadikan parameter acuan yang digunakan pada *classifier model*. *Prior probability* $P(a)$ ditunjukkan dengan persamaan (3.3).

$$P(a) = \frac{N_a}{N} \quad (3.3)$$

N_a nilai banyaknya data pada kelas a . N nilai banyaknya data latih yang digunakan. *Mean* dan *Varians* merupakan output *learning* pada data latih dari setiap kelas. Perhitungan *mean* sebagai berikut (3.4).

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.4)$$

Perhitungan *varians* sebagai berikut (3.5).

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n-1} \quad (3.5)$$

Likelihood probability, $P(b|a)$ merupakan kondisi jumlah kemungkinan nilai parameter $P(b)$ yang ada dikelas a . Perhitungan *likelihood* menggunakan distribusi normal yang sudah dijelaskan pada bab sebelumnya. Pada penelitian ini menggunakan proses klasifikasi menggunakan tiga kelas yaitu *bus*, *car* dan *truck*, dengan parameter yang sudah ditentukan. Kelas terbaik dalam *naïve bayes classifier* adalah kelas yang memiliki probabilitas tertinggi atau *maximum a posterior* (MAP).

IV EVALUASI SISTEM

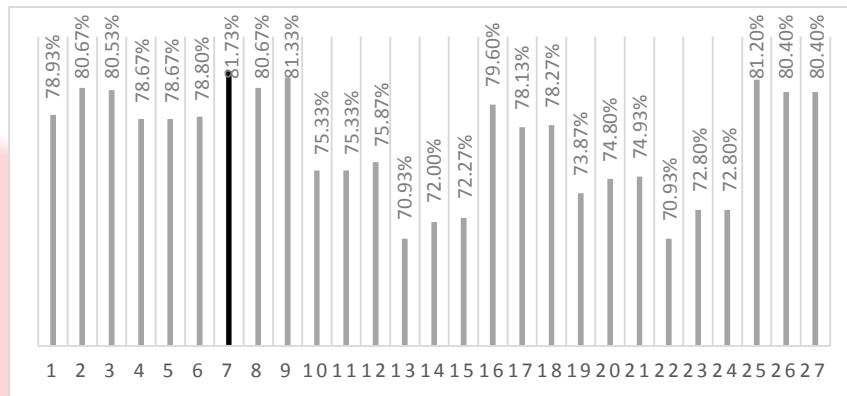
Pengujian Kinerja Sistem

Skenario 1 Pengujian Ukuran Matriks

Berikut skenario yang dilakukan untuk mendapatkan nilai akurasi dari beberapa pasangan kombinasi parameter. Data uji dan data latih yang digunakan sebanyak masing-masing 100 citra untuk jenis kendaraan bus, 200 citra untuk jenis kendaraan mobil dan truck (total 500 citra data latih dan 500 citra data uji). Parameter *gabor filter* yang akan dipakai adalah frekuensi dengan nilai 2, 3 dan 4, sudut orientasi dengan nilai $\pi/2$, $\pi/4$, dan $\pi/6$ serta matriks konvolusi dengan nilai 17×17 , 21×21 dan 23×23 [32].

Ukuran matriks konvolusi yang digunakan ialah 17×17 , 21×21 dan 23×23 menurut [16] ciri yang dihasilkan akan semakin baik jika ukuran kernel semakin besar sehingga nilai performansi sistem terpengaruh. Sudut orientasi yang paling menyerupai sudut pandang manusia menurut [16] ialah sudut orientasi dengan nilai $\pi/4$ dan $\pi/6$. Orientasi dengan ukuran yang lebih besar juga dilakukan yaitu sebesar $\pi/2$.

Hasil Pengujian :



Gambar 3.6. Hasil pengujian berdasarkan parameter Gabor Filter

Gambar 3.6. menjelaskan bahwa pada pengujian parameter *Gabor Filter* akurasi tertinggi dimiliki oleh parameter frekuensi 2 orientasi 90 dan matrix size 17x17 sedangkan akurasi terendah dimiliki oleh frekuensi 3 orientasi 45 dan matrik size 17x17. Secara rinci pengujian bias dilihat pada Lampiran A1, berikut secara lengkap kombinasi parameter *Gabor Filter* yang menghasilkan akurasi optimal adalah:

Frekuensi	Sudut Orientasi	Scale	Matriks Size	Akurasi	F1-Score	Time/second
2	90 (pi/2)	1,2,3,4	17x17	81.73%	72.60%	29.27340

Berdasarkan hasil tersebut, dapat dinyatakan bahwa nilai performansi sistem akan semakin besar apabila nilai frekuensi yang dipakai semakin kecil. Dengan kata lain, nilai hasil filter akan semakin seragam apabila nilai frekuensi yang digunakan semakin kecil sehingga nilai yang dihasilkan oleh ekstraksi ciri ini akan memiliki kemiripan dengan citra masukan.

Terlihat bahwa hasil dari percobaan *Gabor Filter* menyatakan bahwa ciri yang dihasilkan relative lebih baik apabila nilai pada sudut orientasi yang digunakan semakin tinggi walaupun menurut [16] sudut orientasi $\pi/4$ dan $\pi/6$ lebih baik. Selain itu performansi sistem akan semakin meningkat apabila menggunakan kombinasi parameter gabor yang tepat. Pada percobaan ini, konvolusi yang memiliki ukuran terkecil yang menghasilkan akurasi sistem yang baik. Ini dikarenakan ukuran citra yang digunakan tidak begitu besar sehingga dengan menggunakan ukuran kernel yang kecil, citra masukan akan memperlihatkan detail citra yang diberikan. Semakin kecil ukuran kernel semakin detail hasil ekstraksi cirinya. Makalah ini menggunakan 500 data uji dan menghasilkan akurasi sebesar 81.73%.

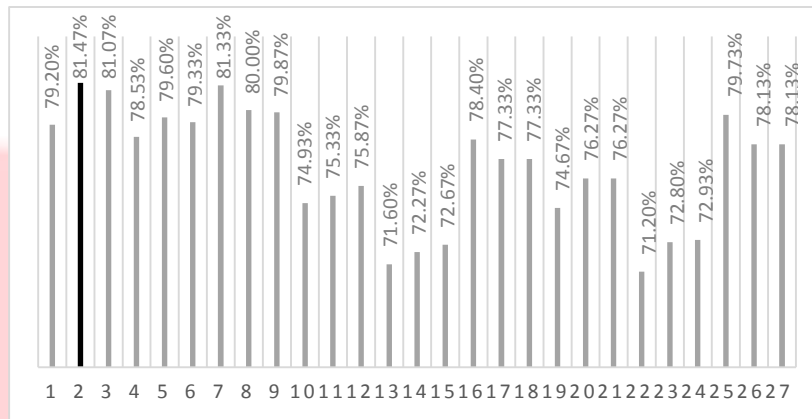
Skenario 2 Pengujian nilai Prior Naïve Bayes

Berikut skenario yang dilakukan untuk mendapatkan nilai akurasi dari nilai prior masukan pada naïve bayes. Sebelumnya kita sudah mendapatkan nilai akurasi maksimal sebesar 81.73% pada orientasi 90 kernel konvolusi 17x17 dan nilai frekuensi 2, nilai prior yang digunakan adalah nilai prior berdasarkan data-data masukan. Berikut nilai prior dari data masukan.

Tabel 1. Nilai prior berdasarkan dataset

Jenis Kendaraan	Nilai Prior berdasarkan dataset
Bis	0.200
Mobil	0.400
Truk	0.400

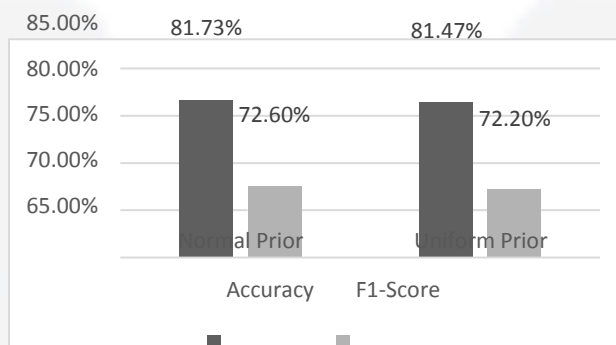
Untuk pengujian prior naïve bayes pada skenario ini menggunakan prior uniform artinya prior yang digunakan seragam yaitu $1/3$ untuk masing-masing jenis kendaraan. Berikut adalah hasil klasifikasi naïve bayes dengan prior uniform menggunakan hasil gabor filter sebelumnya (terlampir pada lampiran A2).



Gambar 3.6. Hasil Pengujian Berdasarkan Uniform Prior Naïve Bayes

Gambar 3.6 menunjukkan hasil pengujian berdasarkan uniform prior Naïve Bayes akurasi maksimum dimiliki oleh frekuensi 2 orientasi 30 dan matrik size 23x23 sedangkan akurasi minimum dimiliki oleh frekuensi 4 orientasi 45 dan matrik size 17x17. Berikut secara lengkap nilai parameter yang digunakan sehingga memiliki akurasi tinggi pada uniform prior

Frekuensi	Sudut Orientasi	Scale	Matriks Size	Akurasi	F1-Score	Time/second
2	30(pi/6)	1,2,3,4	23x23	81.47%	72.20%	35.82334



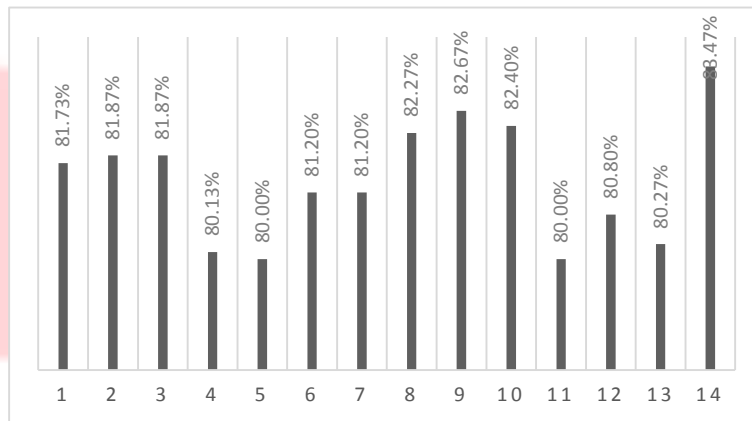
Gambar 3.7. Perbandingan nilai maksimum berdasarkan normal prior dengan uniform prior

Terlihat pada Gambar 3.7 bahwa perubahan yang terjadi bila menggunakan prior uniform hasil diatas adalah parameter yang memiliki akurasi yang tidak jauh berbeda dari normal prior. Akan tetapi perbandingan ini tidak membandingkan parameter uji pada normal prior yang sebelumnya memiliki akurasi tinggi tetapi keduanya hanya melihat hasil dari kedua akurasi yang memiliki tingkat akurasi yang paling baik. Penulis menyadari setelah melakukan beberapa kali perubahan jumlah dataset yang akan diuji dan dilatih, uniform prior sangat berpengaruh ketika jumlah data latih yang akan dijadikan data model tidak sama rata atau jumlahnya jauh berbeda satu dengan yang lainnya. Misalkan jumlah bus hanya dua lima dan yang lainnya melebihi seratus. Dengan kata lain hasil pengujian 1 tidak mengalami perubahan yang terlalu jauh dari pengujian 2 yakni dari 81.73% menjadi 81.33% (terlampir pada A1) sedangkan parameter baru ini pada pengujian 1 menggunakan prior dataset memiliki akurasi 80.67%, menjadi 81.43% pada pengujian 2 dengan perubahan yakni sekitar 0.8%. ini membuktikan bahwa prior naïve bayes sangat mempengaruhi nilai akurasi suatu sistem oleh karena itu perlu ditegaskan untuk penggunaan prior naïve bayes yang uniform atau menggunakan dataset masukan diawal pemrosesan suatu sistem.

Skenario 3 Pengujian jumlah filter Gabor .

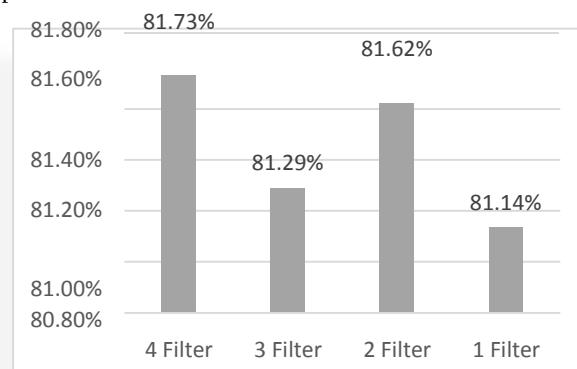
Hasil yang didapat pada pengujian sebelumnya digunakan untuk melakukan pengujian 3 ini dengan parameter frekuensi 2 orientasi 90 matriks size 17x17 yang menghasilkan akurasi sebesar 81.73%. parameter tersebut

akan diuji lagi dengan menggunakan beberapa jumlah filter saja, yang sebelumnya menggunakan empat filter dari skala 1,2,3 dan 4. Berikut hasil pengujian dengan menggunakan jumlah filter dengan variasi skala.



Gambar 3.8 Hasil pengujian menggunakan jumlah filter dengan variasi skala 1,2,3 dan 4.

Gambar 3.8 menunjukkan hasil dari variasi nilai skala parameter ke-14 memiliki nilai skala = 1 dengan jumlah filter satu kemudian Penulis melakukan penyamarataan dengan jumlah masing-masing filter secara lebih jelasnya bisa dilihat pada Lampiran A3.



Gambar 3.9 Hasil Penyamarataan jumlah filter pada Gabor dari skala 1,2,3 dan 4

Gambar 3.9 menunjukkan hasil penyamarataan dari tiap-tiap jumlah filter, misalnya jumlah 2 filter yang terdapat pada Lampiran A3 berjumlah enam dengan masing-masing nilai skala 3,4; 2,3 ; 2,4 ; 1,4 ; 1,3 ; 1,2 hasil akurasi yang dihasilkan dengan skala tersebut penulis cari rata-ratanya dengan maksud melihat nilai akurasi dengan menggunakan 2 filter dengan begitu hasil akurasi dari tiap jumlah filter sama. Hasil menunjukkan dengan menggunakan 4 filter akurasi yang dihasilkan maksimum yakni bernilai 81.73%. Ini membuktikan bahwa dengan menggunakan jumlah filter yang maksimum maka akan sangat mempengaruhi nilai akurasi yang didapat.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, maka dapat kesimpulan yang dapat diambil yaitu:

1. Tahapan parameter *Gabor Filter* yang mempengaruhi pada ekstraksi ciri yaitu nilai pada frekuensi, nilai pada orientasi dan besar ukuran pada matriks konvolusi. Nilai ekstraksi ciri akan sangat detail apabila nilai frekuensi dan ukuran pada kernel yang digunakan semakin kecil sehingga memiliki kemiripan dengan citra masukan dan semakin baik nilai akurasinya. Dengan kombinasi parameter yang berbeda terbukti dapat memberikan performansi sistem yang berubah sehingga dapat berpengaruh terhadap nilai ekstraksi ciri.
2. Penggunaan prior uniform sangat mempengaruhi hasil klasifikasi yang diberikan dan mengubah nilai akurasi sebelumnya yang hanya menggunakan prior dari dataset. Sehingga perlu dilihat apabila nilai prior dari dataset tidak memiliki nilai yang sama rata atau saling mendekati maka barulah kita menggunakan nilai prior yang uniform jika tidak hasil yang diberikan tidak akan maksimal.

3. Berdasarkan hasil percobaan dengan menggunakan metode *Gabor Filter* dan Naive Bayes mendapatkan akurasi sebesar 81.73%.

Saran

Adapun saran yang bias dikembangkan berkaitan dengan penelitian ini sebagai berikut.

1. Mengembangkan penelitian sistem klasifikasi kendaraan dengan menggunakan *video processing* sebagai inputan.
2. Penggunaan kombinasi parameter *Gabor Filter* yang lebih bervariasi misal menggunakan dua sudut orientasi 30 dan 60.

V. DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Nurhadiyatna, A.L. Latifah & D. Fryantoni (2015). *Gabor Filtering for Feature Extraction in Real Time Vehicle Classification Sytem*. IEEE 9th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), 2015.
- [2] Y. Taigman, M. Yang, M. Ranzato. & L. Wolf, *Deep Face: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2014, pp.1701-1708, 2014.
- [3] K. Yousaf, A. Iftikhar & A. Javed. (2012). *Comparative Analysis of Automatic Vehicle Classification Techniques: A Survey*. I.J. Image, Graphics and Signal Processing (MECS) 2012, 9, 52-59
- [4] Liu, J.G., Mason, P.J. (2009). *Essential Image Processing and GIS for Remote Sensing*, John Wiley and Sons, Chichester.
- [5] Rinaldi Munir, (2004) *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Penerbit Informatika Bandung. 2004
- [6] I. T Young, J. J. Gerbrands & L. J. van Vliet. (2007). *Fundamental of Image Processing*. Image Processing Fundamental. Delf University of Technology.
- [7] E. M. Koeanan. (2009) *Perbandingan Beberapa Literatur*. FASILKOM Universitas Indonesia. 2009.
- [8] Rinaldi Munir, (2007) *Pengolahan Citra Digital*. Informatika Bandung.
- [9] G. Kumar & P. K. Bhatia. (2014). *A Detailed Review of Feature Extraction in Image Processing Systems*. 4th International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies. 2014.
- [10] Konstantinos G. Derpanis. (2007). *Gabor Filter*. York University. Version 1.3.
- [11] Rish. I., (2006). *An Empirical Study of The Naïve Bayes Classifier*. International Joint Conference on Artificial Intelligence, California.
- [12] Purnamo, Muridhi Hery dan Arif Muntasa. (2010). *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [13] Nugroho, Eko. (2008). *Pengenalan Teori Warna*, Andi Publisher. Semarang.
- [14] S. Rostianingsih, R. Adipranata dan W. S. Fredy, (2008) *Adaptive Background dengan Metode Gaussian Mixture*, Jurnal Informatika No. 1, vol. 9, p. 10,
- [15] Z. Guo, Z. Lei dan Z. David, (2008) *A Completed Modeling of Local Binary Pattern*, IEEE Trans
- [16] Jonathan Parousia. Peter. *Identifikasi Tanda Tangan menggunakan Metode Filter 2D Gabor Wavelet dan Algoritma Propagasi Balik Lavenberg Marquardt*. 2011. IT Telkom, Bandung.
- [17] Pratama, Ivan Nur. *Identifikasi Iris Mata Menggunakan Filter 2D Gabor Wavelet dan Jaringan Saraf Tiruan Learning Vector Quantization (LVQ)*. IT Telkom, Bandung. 2006.
- [18] C. Sujatha dan Dr. D. Selvathi. *An Optimal Solution For Image Edge Detection Problem Using Simplified Gabor Wavelet*. International Journal of Computer Science, Engineering and Information Technology (IJCEIT), Vol.2, No.3, June 2012.

- [19] Moeslund, Thomas B. *Introduction to Video and Image Processing Building Real Systems and Application*. Undergraduated Topic in Computer Science. 2012.
- [20] Santoso, Djunaidy. Genbit Yasbil dan Ashadi Salim. *Rancangan Program Aplikasi Pengenalan Pola Suara pada Absensi Karyawan Menggunakan Gaussian Mixture Model dan MABC*. FASILKOM. Vol.8 No 1, Januari 2008.
- [21] N. Petkov and M.B. Wieling, *Gabor Filter for Image Processing and Computer Vision*. Departemen of Computing Science, Intelligent Systems. www.matlabserver.cs.rug.nl. University of Groningen. Juli 2008.
- [22] Joshl, Prateek. *Understanding Gabor Filter*. Computer Vision, Image Processing. www.prakteeekvjoshi.com. April 26, 2014.
- [23] R.T. Wahyunigrum dan F. Damayanti, *Studi Perbandingan Pengenalan Citra Senyuman Berdasarkan Aesthetic Dentistry Menggunakan Metode 2d-Pea dan Metode 2s-Lda*. Jurnal Ilmial Kursor, Vol. 5, no. 4, pp. 212-222, Juli 2010.
- [24] S. Natalius, *Metoda Naïve Bayes Classifier dan Penggunaannya pada Klasifikasi Dokumen*. Institut Teknologi Bandung. 2011.
- [25] R. R. Gunaria, *Analisis dan Implementasi Edge Detection pada Citra Digital Menggunakan Gabor Filters*. Universitas Telkom. Bandung. 2007
- [26] Adiwijaya, 2016. *Matematika Diskrit dan Aplikasinya*. Bandung: Alfabeta.
- [27] Adiwijaya, 2004. *Aplikasi Matriks & Ruang Vektor*. Yogyakarta: Graha Ilmu
- [28] Setiawati, E., 2007. Watermarking pada Citra Digital dengan Metode Discrete Wavelet Transform dan Singular Value Decomposition. *Departemen Teknik Informatika Institut Teknologi Telkom*.
- [30] Maharani, M., Dewi, B.K., Yulianto, F.A. and Purnama, B., 2013. digital image compression using graph coloring quantization based on wavelet-SVD. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 423, No. 1, p. 012019). IOP Publishing.
- [31] Agustina, R., Adiwijaya, and Ari, M. B., 2010. Pendeteksian dan Perbaikan Citra Termanipulasi yang Disisipi Watermark Menggunakan Block Truncation Coding (BTC) Berbasis Wavelet. *Jurnal Telekomunikasi*, 15, pp.116-122.
- [32] R. Sysi, R. Ade dan Bedy Purnama., 2013. *Klasifikasi Jenis Kendaraan Menggunakan Metode Gabor Wavalet dan Linear Discriminat Analysis (LDA)*. Telkom University.