

REDUKSI *REGION OF INTEREST* UNTUK OPTIMALISASI

KINERJA SISTEM KLASIFIKASI MODEL KENDARAAN

*REGION OF INTEREST REDUCTION FOR PERFORMANCE
OPTIMIZATION OF VEHICLE MODEL CLASSIFICATION
SYSTEM*

ARJUN SUTRISNO



PROGRAM PASCASARJANA

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

2022

**REDUKSI *REGION OF INTEREST* UNTUK OPTIMALISASI
KINERJA SISTEM KLASIFIKASI MODEL KENDARAAN**

Tesis

Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mencapai Gelar Magister

Program Studi

Teknik Elektro

Disusun dan diajukan oleh

ARJUN SUTRISNO

Kepada

PROGRAM PASCASARJANA

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

2022

TESIS

REDUKSI *REGION OF INTEREST* UNTUK OPTIMALISASI KINERJA SISTEM KLASIFIKASI MODEL KENDARAAN

Disusun dan diajukan oleh

ARJUN SUTRISNO

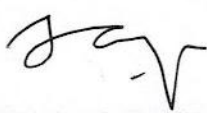
D032191018

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian Studi Program Magister Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin pada tanggal 14 Juli 2022 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan.

Menyetujui,

Pembimbing Utama,

Pembimbing Pendamping,


Dr. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus. Sys.

NIP. 19750716 200212 1 004

Plt. Ketua Program Studi S2 Teknik Elektro,



Dr. Eng. Ir. Dewiani, M.T.
NIP. 19691026 199412 2 001


Dr. Eng. Intan Sari Areni, S.T., M.T.

NIP. 19750203 200012 2 002

Dekan Fakultas Teknik,



Prof. Dr. Eng. Ir. Muhammad Isran Ramli, S.T., M.T.
NIP. 19730926 200012 1 002

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Arjun Sutrisno
Nomor Mahasiswa : D032191018
Program Studi : Teknik Elektro

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa tesis yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan tulisan atau pemikiran orang lain. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan tesis ini hasil karya orang lain, saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Makassar, 14 Juli 2022

Yang menyatakan



Arjun Sutrisno

PRAKATA

Segala puji hanya milik Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah memberikan rahmat, hidayah, taufik dan pertolongan-Nya dalam menyelesaikan tesis yang berjudul "**Reduksi *Region of Interest* untuk Optimalisasi Kinerja Sistem Klasifikasi Model Kendaraan**" sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan jenjang Pascasarjana pada Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin. Selawat serta salam semoga tetap tercurahkan kepada Nabi Muhammad Shallallahu 'alaihi Wa Sallam, beserta keluarga dan para sahabatnya yang telah membimbing kita menuju jalan yang terang benderang.

Banyak kendala yang dihadapi oleh penulis dalam rangka penyusunan tesis ini, yang hanya berkat bantuan berbagai pihak, tesis ini selesai pada waktunya. Untuk itu melalui kesempatan ini penulis dengan tulus menyampaikan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu dalam penyusunan tesis ini, terkhusus kepada Bapak **Dr. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys** selaku Ketua Komisi Penasehat dan Ibu **Dr. Eng. Intan Sari Areni, S.T., M.T.** selaku Anggota Komisi Penasehat serta Ibu **Anugrayani Bustamin, S.T., M.T.** yang telah meluangkan waktunya untuk membantu, mendampingi dan memberi masukan serta arahan. Terimakasih juga kepada rekan-rekan seperjuangan di Teknik Elektro dan *AIMP Research Group* Universitas Hasanuddin yang telah memberi dukungan dan masukan dalam penyelesaian tesis ini.

Walaupun dalam penyusunannya, penulis telah berusaha secara maksimal, namun jika masih ada kekurangan baik dari segi pengetikan maupun dari segi isi kami mohon maaf dan mohon petunjuk berupa kritik dan saran, demi pengembangan ilmu pengetahuan. Akhir kata selaku penulis mengucapkan terima kasih.

Makassar, 14 Juli 2022

Arjun Sutrisno

ABSTRAK

ARJUN SUTRISNO. Reduksi *region of interest* untuk optimalisasi kinerja sistem klasifikasi model kendaraan. (Dibimbing oleh **Indrabayu** dan **Intan Sari Areni**).

Program uji emisi kendaraan diterapkan dalam rangka pengendalian pencemaran udara. Pengukuran tingkat emisi gas buang pada kendaraan selama ini dilakukan secara manual, meskipun hal tersebut juga dapat dilakukan dengan mengacu pada model kendaraan. Teknologi berbasis *computer vision* dapat dimanfaatkan untuk membuat kegiatan tersebut menjadi lebih efisien dengan bantuan sistem deteksi dan klasifikasi model kendaraan. Pada penelitian ini, sistem yang dibangun menggunakan pendekatan *Region of Interest* (ROI) dalam membatasi area pada gambar mobil, metode *Three Frame Difference* (TDF) dalam mendeteksi kendaraan, dan metode *Oriented and Rotated BRIEF* (ORB) serta *Bag of Visual Word* (BOVW) dengan rentang jumlah kluster 100 hingga 1000 yang berkelipatan 100 dan akan direkomendasikan dalam mengekstrak fitur kendaraan. Selain itu, untuk melakukan klasifikasi model kendaraan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Sistem kemudian diuji berdasarkan perhitungan sensitivitas, kesalahan deteksi, dan akurasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi kendaraan dengan nilai rata-rata nilai sensitivitas sebesar 98.36% dan tingkat kesalahan deteksi sebesar 7.33%. Selain itu, dengan membatasi atau mereduksi area pada gambar dapat mengoptimalkan kinerja sistem dengan rata-rata peningkatan akurasi sebesar 8.4%. Pada tahap klasifikasi dengan 5 model kendaraan diperoleh akurasi maksimum sebesar 83.81% pada kluster 800.

Kata Kunci: sistem deteksi, klasifikasi model kendaraan, reduksi area gambar, oriented and rotated brief, bag of visual word

ABSTRACT

ARJUN SUTRISNO. Region of interest reduction for optimization of vehicle model classification system performance. (Supervised by **Indrabayu** dan **Intan Sari Areni**)

The vehicle emission test program is implemented to control air pollution. So far, the measurement of exhaust emission levels in vehicles has been done manually, although this can also be done by considering the vehicle model. Computer vision-based technology can be utilized to make these activities more efficient with the help of vehicle model detection and classification systems. In this study, the system was built using the Region of Interest (ROI) approach to limiting the area on the car image, the Three Frame Difference (TDF) method in detecting vehicles, and Oriented and Rotated BRIEF (ORB), combined with Bag of Visual Word (BOVW) methods with a range of 100 to 1000 clusters which are multiples of 100 and will be recommended in extracting vehicle features. In addition, to classify vehicle models using Support Vector Machine (SVM) method. Then, the system was tested based on sensitivity, error detection, and accuracy calculation. The results showed that the system could detect vehicles with an average sensitivity value of 98.36% and a detection error rate of 7.33%. In addition, limiting or reducing the area in the image can optimize system performance with an average increase in accuracy of 8.4%. At the classification stage with 5 vehicle models obtained a maximum accuracy of 83.81% in the 800 cluster.

Keywords: *detection system, vehicle model classification, image area reduction, oriented and rotated brief, bag of visual word*

DAFTAR ISI

	halaman
PRAKATA.....	v
ABSTRAK.....	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusan Masalah	5
C. Tujuan Penelitian	6
D. Manfaat Penelitian	6
E. Batasan Masalah	7
F. Sistematika Penulisan	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
A. Landasan Teori	9
B. Penelitian Terkait dan <i>State of The Art</i>	20
C. Kerangka Pikir.....	24
BAB III METODE PENELITIAN.....	26
A. Tahapan Penelitian	26

B.	Waktu Dan Lokasi Penelitian.....	27
D.	Jenis Penelitian	28
C.	Instrumen Penelitian	28
E.	Teknik Pengambilan Data	29
F.	Sampel Data	30
G.	Rancangan Sistem.....	33
H.	Teknik Evaluasi Sistem	49
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		54
A.	Analisis Kinerja Sistem Deteksi Kendaraan.....	54
B.	Analisis Pengaruh Reduksi Area pada Gambar Mobil	61
C.	Analisis Sistem Klasifikasi Model Kendaraan	70
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		79
A.	Kesimpulan	79
B.	Saran	80
DAFTAR PUSTAKA.....		81
LAMPIRAN		85

DAFTAR TABEL

Nomor	halaman
1. Penelitian terkait klasifikasi model kendaraan	21
2. Rincian data gambar pada setiap kelas	32
3. Rincian data gambar setelah diseimbangkan	33
4. Contoh <i>confusion matrix</i>	49
5. Skenario validasi sistem klasifikasi	53
6. Hasil analisis sistem deteksi kendaraan	55
7. Rincian kesalahan deteksi pada setiap kondisi	60
8. Hasil perbandingan kinerja berdasarkan tingkat akurasi	62
9. Rangkuman perbandingan hasil prediksi sistem dengan jumlah kluster 500	63
10. Rincian perbedaan hasil prediksi sebelum dan sesudah dilakukan reduksi area	64
11. Hasil perbandingan kinerja berdasarkan waktu eksekusi	69
12. Perbandingan jumlah fitur <i>keypoint</i>	69
13. <i>Confusion matrix</i> hasil pengujian sistem klasifikasi model kendaraan	76

DAFTAR GAMBAR

Nomor	halaman
1. Ilustrasi pada tahap BOVW; (a) pembuatan <i>dictionary</i> ; (b) pengelompokan <i>visual word</i> ; (c) <i>bag of visual word</i>	18
2. Ilustrasi histogram frekuensi visual word	18
3. Optimum hyperplane [5]	20
4. Kerangka Pikir Penelitian	25
5. Lokasi Pengambilan Data	28
6. Ilustrasi posisi pemasangan kamera IP sudut pandang dari atas	30
7. Ilustrasi posisi pemasangan kamera IP sudut pandang dari samping	30
8. Sampel data gambar mobil secara utuh, (a) agya; (b) avanza; (c) calya; (d) innova; dan (e) rush	31
9. Sampel data gambar mobil setelah direduksi, (a) agya; (b) avanza; (c) calya; (d) innova; dan (e) rush	31
10. Sampel beberapa frame pada video	33
11. Blok diagram sistem	34
12. <i>Flowchart</i> sistem deteksi dan klasifikasi model kendaraan	34
13. Blok diagram tahap deteksi kendaraan	35
14. Sampel gambar pengaturan ROI	36
15. Citra <i>grayscale</i>	37
16. (a) perbedaan absolut 1; (b) perbedaan absolut 2	37
17. (a) binerisasi 1; (b) binerisasi 2	38
18. Hasil operasi union	39

19.	Hasil operasi morfologi	39
20.	<i>Bounding box</i> kendaraan	40
21.	<i>Flowchart</i> dan algoritma reduksi <i>region of interest</i>	41
22.	Ilustrasi hasil reduksi area kendaraan	42
23.	<i>Flowchart</i> proses klasifikasi	43
24.	Fitur <i>keypoint</i> pada sebuah objek	45
25.	Informasi pada fitur <i>keypoint</i>	45
26.	Hasil deskripsi fitur <i>keypoint</i>	46
27.	Contoh histogram frekuensi setiap kelas (sampel acak)	48
28.	Kondisi beberapa <i>blob</i> kendaraan tergabung menjadi satu	56
29.	Kondisi kendaraan roda dua yang memiliki muatan	57
30.	Kondisi <i>blob</i> pada kendaraan berat (truk) terpotong	57
31.	Kondisi kamera mengalami guncangan	58
32.	Kondisi <i>blob</i> terbagi menjadi dua bagian	59
33.	Kondisi dua atau lebih <i>blob</i> tergabung menjadi satu <i>blob</i>	60
34.	Grafik hasil perbandingan kinerja berdasarkan tingkat akurasi	62
35.	Ilustrasi fitur <i>keypoint</i> dengan hasil prediksi yang sebelumnya salah menjadi benar, (a) agya; (b) avanza; (c) calya; (d) innova; (e) rush	66
36.	Ilustrasi fitur <i>keypoint</i> dengan hasil prediksi yang sebelumnya benar menjadi salah, (a) agya; (b) avanza; (c) calya; (d) innova; (e) rush	68
37.	Kinerja sistem klasifikasi pada skenario 1	70
38.	Kinerja sistem klasifikasi pada skenario 2	71
39.	Kinerja sistem klasifikasi pada skenario 3	72

40.	Kinerja sistem klasifikasi pada skenario 4	72
41.	Akurasi sistem setiap skenario	73
42.	Perbandingan penggunaan data pada setiap skenario	74
43.	<i>Confusion matrix</i> untuk setiap skenario	75
44.	Kesalahan prediksi akibat faktor oklusi	78
45.	Kesalahan prediksi akibat faktor hasil deteksi kendaraan	78

DAFTAR LAMPIRAN

Nomor	halaman
1. Perbandingan hasil prediksi sebelum dan sesudah dilakukan reduksi area pada sistem dengan jumlah kluster 500	866

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Kendaraan merupakan alat transportasi yang berperan penting dalam kehidupan masyarakat yang digunakan untuk berpindah dari satu tempat ke tempat lainnya. Setiap tahunnya pertumbuhan penduduk di Indonesia terus meningkat yang mengakibatkan kebutuhan dan permintaan akan kendaraan juga berkembang sangat pesat. Melihat pertumbuhan serta permintaan akan kendaraan yang terus-menerus meningkat, produsen kendaraan juga terus melakukan inovasi jenis kendaraan baru untuk menyesuaikan segmen pasar dan memperbaharui tampilan kendaraan yang ada untuk menarik perhatian konsumen. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) jumlah kendaraan bermotor di Indonesia pada tahun 2020 mencapai 15.7 juta unit, mengalami peningkatan sekitar 1.3% dari tahun sebelumnya [1].

Dengan tingginya angka kendaraan yang beredar, mengakibatkan rendahnya kualitas udara pada beberapa kota di Indonesia. Berdasarkan data yang dihimpun pada laman IQAir.com, tercatat bahwa Indeks Kualitas Udara atau *Air Quality Index* (AQI) di Indonesia pada tahun 2021 berada pada level sedang dan menempati peringkat ke-17 negara yang memiliki kualitas udara terburuk [2]. Dan penyumbang polusi terbesar adalah asap yang mengandung karbonmonoksida (CO_2) dari kendaraan bermotor. Hal

tersebut mendorong pemerintah menerapkan program uji emisi pada kendaraan bermotor. Kegiatan uji emisi yang diterapkan oleh pemerintah dilaksanakan dengan bantuan petugas dari Badan Lingkungan Hidup Daerah (BLHD) menggunakan alat *gas detector* guna mengukur kadar emisi gas buang pada kendaraan [3]. Hal itu tentunya membutuhkan biaya yang cukup tinggi untuk pengadaan alat serta biaya untuk jasa petugas pada kegiatan tersebut.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Gusnita et al., gas buang yang dihasilkan oleh kendaraan berkorelasi dengan kapasitas silinder (cc) dari kendaraan tersebut [4]. Sedangkan cc dari kendaraan dapat diketahui berdasarkan pada model dari kendaraan tersebut. Sehingga untuk memudahkan kegiatan uji emisi yang selama ini masih dilakukan secara manual, dapat dilakukan dengan mengacu pada model kendaraan. Namun untuk meminimalisir kesalahan seperti *human error* serta untuk menghemat waktu, biaya, dan tenaga, maka dari itu dibutuhkan sebuah sistem yang mampu mengidentifikasi model kendaraan.

Computer vision merupakan salah satu sub-bidang pada AI yang bekerja dengan memanfaatkan data gambar dan video yang kemudian diproses menggunakan algoritma pengolahan citra dan dikombinasikan dengan algoritma kecerdasan buatan [5]. Pemrosesan data pada akhirnya akan menghasilkan informasi baru sesuai dengan kebutuhan. Mengacu pada konsep *computer vision* yang menerapkan teknologi berbasis video,

maka kegiatan uji emisi dapat disederhanakan dengan mengambil informasi kendaraan berupa model kendaraan secara otomatis.

Dalam hal mengambil informasi kendaraan tersebut melalui kamera, tentunya kendaraan sebagai objek harus dideteksi terlebih dahulu. Sehingga dibutuhkan teknik dalam melakukan deteksi objek. Berbagai pendekatan untuk mendeteksi objek dalam *computer vision* telah banyak dilakukan hingga saat ini seperti *Background Subtraction* atau *Frame Differencing*. Metode dengan pendekatan *background subtraction* yaitu *Gaussian Mixture Model* (GMM) [6]. Metode tersebut melakukan pemodelan distribusi *gaussian* pada setiap piksel gambar yang mana akan menguras sumber daya yang cukup besar ketika berhadapan dengan gambar beresolusi tinggi. Sehingga dikembangkan pendekatan yang sederhana yaitu *frame differencing* dan salah satu algoritma yang terbaru adalah *three frame difference* (TDF) [7].

Selain itu, untuk mengambil informasi kendaraan pada sebuah gambar, dibutuhkan pula teknik *feature extraction*. Terdapat dua macam kategori dalam *feature extraction*, yaitu *local* dan *global feature extraction*. Beberapa algoritma *local feature extraction* yang telah berkembang saat ini seperti *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT), *Oriented and Rotated BRIEF* (ORB), *Binary Robust Invariant Scalable Keypoint* (BRISK), dan lain sebagainya. Teknik-teknik tersebut telah banyak diimplementasikan dalam beberapa penelitian terkait sistem klasifikasi. Seperti pada penelitian Du et al [8], dan Benjaparkairat et al [9] melakukan penelitian tentang rekognisi

logo kendaraan menggunakan metode SIFT, Awaludin et al [10] menggunakan metode ORB untuk mengklasifikasikan tanaman, dan Huzaifa et al [11] mengidentifikasi model kendaraan menggunakan metode BRISK. Metode tersebut disandingkan dengan teknik *matching* (Pencocokan) dalam hal melakukan rekognisi objek. Meskipun penggunaan teknik tersebut menghasilkan kinerja yang cukup baik, namun akan berdampak pada waktu komputasi sistem. Karena konsep dari teknik tersebut hanya mencocokkan satu persatu gambar dengan keseluruhan data latih. Maka dari itu, teknik *Bag of Visual Word* (BOVW) [12] dikembangkan untuk merepresentasikan fitur lokal menjadi fitur global yang dapat mewakili keseluruhan objek, sehingga fitur yang dihasilkan dapat diklasifikasikan dengan mudah serta dapat mengefisienkan komputasi pada proses klasifikasi. Pada penelitian yang dilakukan sutrisno et al. [13] telah membandingkan beberapa metode ekstraksi fitur yang kemudian direpresentasikan menjadi fitur global menggunakan teknik BOVW dan alhasil metode ORB mengungguli metode SIFT dan BRISK, sehingga pada penelitian ini mengadaptasi metode ORB dan BOVW. Meskipun konsep *matching* telah diatasi, namun masih terdapat kelemahan pada konsep tersebut yaitu ketika banyaknya fitur yang dihasilkan dari suatu objek akan membuat waktu komputasi sistem meningkat pula [14]. Sehingga dibutuhkan suatu pendekatan untuk mengoptimalkan kinerja sistem.

Berdasarkan hasil observasi, pada penelitian sebelumnya mengekstraksi fitur pada gambar mobil secara utuh [11], [15], [16]. Namun,

beberapa bagian pada mobil tidak mengandung fitur utama pada sebuah mobil dan hanya akan menjadi *noise* pada fitur sehingga dilakukan pendekatan untuk mereduksi *Region of Interest* (ROI) pada gambar mobil agar diperoleh area sisi depan dari sebuah mobil.

Berdasarkan permasalahan yang ada dan analisa beberapa penelitian sebelumnya, maka dilakukan penelitian untuk mendeteksi dan mengklasifikasi model kendaraan menggunakan metode TDF dalam mendeteksi objek, mereduksi ROI pada kendaraan, menggunakan metode ORB dalam mengekstrak fitur lokal yang kemudian ditransformasikan menjadi fitur global dengan konsep BOVW dan dilakukan klasifikasi model kendaraan menggunakan pengklasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Untuk itu, penulis melakukan penelitian yang berjudul “**Reduksi *Region of Interest* untuk Optimalisasi Kinerja Sistem Klasifikasi Model Kendaraan**”.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana kinerja sistem deteksi kendaraan apabila menggunakan metode *three frame difference*?
2. Bagaimana pengaruh reduksi *region of interest* pada gambar terhadap kinerja sistem klasifikasi model kendaraan?

3. Bagaimana kinerja sistem klasifikasi model kendaraan apabila menggunakan metode ekstraksi fitur ORB dan konsep BOVW?

C. Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini dengan mengacu pada rumusan masalah, yaitu:

1. Untuk menganalisis kinerja sistem dalam melakukan deteksi kendaraan.
2. Untuk mengetahui pengaruh reduksi *region of interest* pada gambar dalam mengoptimalkan kinerja sistem klasifikasi model kendaraan.
3. Untuk menganalisis kinerja sistem dalam melakukan klasifikasi model kendaraan menggunakan metode yang diusulkan.

D. Manfaat Penelitian

Berdasarkan pada uraian rumusan masalah dan tujuan penelitian, penulis mengharapkan agar hasil dari penelitian ini memberikan manfaat minimal sebagai berikut:

1. Menambah pengetahuan, kemampuan/*skill* dan pengalaman mengenai *computer vision* terkhusus dalam deteksi dan klasifikasi objek.
2. Menambah referensi dan sebagai kontribusi untuk teknologi Industri 4.0 serta dapat membantu kegiatan uji emisi kendaraan secara otomatis.
3. Sebagai referensi ilmiah dalam penelitian untuk pengembangan sistem deteksi dan klasifikasi dengan objek yang berbeda.

E. Batasan Masalah

Adapun Batasan masalah penelitian ini:

1. Sistem yang dibuat hanya untuk mendapatkan informasi kendaraan berupa model kendaraan dengan mendeteksi dan mengklasifikasi model kendaraan guna membantu kegiatan uji emisi.
2. Deteksi dan klasifikasi model kendaraan dilakukan pada kendaraan berpenumpang khususnya pada mobil.
3. Data yang diambil berupa rekaman video pada jalan raya menggunakan kamera CCTV.
4. Merek dan model kendaraan yang digunakan sebagai data yaitu merek Toyota dengan model Agya, Avanza, Calya, Innova, dan Rush karena merupakan merek dan model yang dominan di jalan raya.
5. Gambar mobil yang digunakan yaitu gambar mobil standar atau tanpa modifikasi.

F. Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan pada penelitian ini adalah:

Bab I Pendahuluan

Bab I berisi penjelasan tentang latar belakang yang menjabarkan alasan dilakukannya penelitian deteksi dan klasifikasi model kendaraan, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah serta sistematika penulisan.

Bab II Tinjauan Pustaka

Bab II berisi penjelasan tentang landasan teori yang meliputi *computer vision*, deteksi objek, ROI, klasifikasi, ekstraksi fitur, dan SVM; penjelasan tentang hasil-hasil penelitian lainnya yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan. Diuraikan pula tentang kerangka pemikiran dari penulis.

Bab III Metode Penelitian

Bab III ini merupakan penjelasan tentang tahapan penelitian, lokasi dan waktu penelitian, instrumen pendukung penelitian, teknik pengambilan data, dan sampel data. Selain itu terdapat penjelasan terkait rancangan sistem yang berisi alur sistem, metode-metode yang digunakan untuk melakukan deteksi kendaraan, reduksi area dan klasifikasi model kendaraan, serta penjelasan terkait teknik evaluasi sistem yang digunakan.

Bab IV Hasil Dan Pembahasan

Bab IV ini berisi tentang hasil pengolahan data, pembahasan hasil pengujian sistem deteksi, perbandingan penggunaan data dan beberapa skenario validasi model klasifikasi serta hasil pengujian dari sistem yang telah dirancang yang disertai tabel dan grafik hasil penelitian.

Bab V Penutup

Bab V ini berisi tentang kesimpulan yang didapatkan berdasarkan hasil pengujian sistem deteksi dan klasifikasi model kendaraan yang telah dilakukan serta saran-saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. *Computer Vision*

Computer vision merupakan cabang ilmu komputer dan rekayasa komputer yang memiliki tujuan untuk membuat komputer dapat melihat dan mengerti kejadian di dunia luar [17]. *Computer vision* dikhususkan untuk menemukan algoritma, representasi data dan arsitektur komputer yang mewujudkan prinsip-prinsip yang mendasari kemampuan visual [18].

Di mana pengolahan citra merupakan proses transformasi citra/gambar untuk mendapatkan kualitas citra yang lebih baik. Dan pengenalan pola merupakan proses identifikasi objek pada citra atau interpretasi citra untuk mengekstrak informasi atau fitur pada citra/gambar.

Adapun proses yang terjadi pada *computer vision* pada umumnya yaitu dimulai dari *image acquisition*, *image pre-processing*, *image analysis*, hingga *image understanding*. Berikut penjelasan tentang proses tersebut:

a. *Image Acquisition*

Image Acquisition pada manusia dimulai dengan mata kemudian informasi visual diterjemahkan ke dalam suatu format yang kemudian dapat dimanipulasi oleh otak. Senada dengan proses di atas, *computer vision* membutuhkan sebuah mata untuk menangkap sebuah sinyal visual. Umumnya mata pada *computer vision* adalah

sebuah kamera video, menerjemahkan sebuah *scene* atau gambar kemudian sinyal listrik ini diubah menjadi bilangan biner yang akan digunakan oleh komputer untuk pemrosesan.

b. *Image pre-processing*

Proses selanjutnya yaitu *image processing* yang membantu dalam peningkatan dan perbaikan kualitas *image*, sehingga dapat dianalisa dan diolah lebih jauh secara lebih efisien.

c. *Image analysis*

Image analysis akan mengeksplorasi *scene* ke dalam bentuk karakteristik utama dari objek melalui proses investigasi. Sebuah program komputer akan mulai mengidentifikasi fitur-fitur spesifik dan karakteristiknya. Lebih khusus lagi program *image analysis* digunakan untuk mencari tepi dan batas-batasan objek dalam *image*. Sebuah tepian (*edge*) terbentuk antara objek dan latar belakangnya atau antara dua objek yang spesifik. Tepi ini akan terdeteksi sebagai akibat dari perbedaan level kecerahan pada sisi yang berbeda dengan salah satu batasnya.

d. *Image understanding*

Terakhir adalah proses *image understanding*, yang mana objek spesifik dan hubungannya diidentifikasi. Pada proses ini akan melibatkan kajian tentang teknik-teknik *artificial intelligent*. *Understanding* berkaitan dengan *template matching* yang ada dalam sebuah *scene*.

2. Deteksi Objek

Tahapan deteksi objek merupakan proses utama dalam *computer vision* untuk mengetahui keberadaan suatu objek dalam gambar. Sistem deteksi objek dikatakan berhasil apabila metode yang digunakan mampu mengenali keseluruhan objek. Secara umum pendekatan tradisional untuk mendeteksi objek dapat dikelompokkan ke dalam 4 pendekatan yaitu *Background Subtraction*, *Frame Differencing*, *Temporal Differencing* and *Optical Flow* [19].

Salah satu algoritma dalam pendekatan *frame differencing* yaitu *Three Frame Difference* (TDF). Algoritma ini terbilang cukup sederhana dalam perhitungannya untuk mengenali suatu objek yang bergerak dalam sebuah deretan gambar atau video. Prinsip dasar algoritma TDF dalam mengenali objek yang bergerak yaitu dengan menghitung *Absolute Difference* (*Diff*) setiap pixel pada deretan gambar atau video dengan formula matematika sebagai berikut:

$$Diff(x, y) = \begin{cases} 0, & |frame_i(x, y) - frame_{i-1}(x, y)| > T \\ 1, & |frame_i(x, y) - frame_{i-1}(x, y)| \leq T \end{cases} \quad (1)$$

$Diff(x, y)$ merupakan diferensial antara dua gambar berturut-turut; $frame_i$ dan $frame_{i-1}$ mewakili gambar dari dua frame berurutan; T merupakan nilai ambang batas yang ditentukan. $Diff(x, y)$ mewakili *foreground* ketika nilainya adalah 1, dan ketika nilainya 0 berarti *background* [19], [20].

3. *Region of Interest (ROI)*

Region of Interest (ROI) merupakan salah satu teknik segmentasi sebagai proses pengolahan citra dalam menentukan suatu area tertentu [21]. ROI seringkali diimplementasikan untuk mengoptimalkan pemrosesan sebuah sistem dengan memilih area pada citra yang lebih penting sehingga dapat memfokuskan proses deteksi. Ukuran ROI akan berbanding lurus dengan waktu komputasi, dengan kata lain, semakin kecil ukuran yang ditentukan maka semakin kecil juga waktu komputasi.

4. **Klasifikasi**

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) klasifikasi merupakan penyusunan bersistem dalam kelompok atau golongan menurut kaidah atau standar yang ditetapkan. Klasifikasi citra adalah salah satu tugas utama di bidang *computer vision* yang mana umumnya terbagi menjadi dua tahapan yaitu *training* dan *testing*. Berbagai aplikasi computer vision melibatkan klasifikasi citra mulai dari pencarian gambar, pengenalan objek dan lokalisasi tempat dalam sistem navigasi [22].

Pada dasarnya, tugas klasifikasi citra terdiri dari membentuk representasi yang tepat dari gambar dan kemudian membandingkan representasi ini dalam rangka menemukan korespondensi. Klasifikasi citra adalah masalah yang menantang dalam menemukan kesamaan diantara gambar yang mewakili objek yang sama secara reliabel berdasarkan deskripsi benda atau dengan kata lain menggambarkan sebuah gambar berdasarkan adegan semantik yang diwakilinya [23].

5. Ekstraksi Fitur

Pada *computer vision*, pengambilan informasi pada suatu gambar merupakan sasaran utama dalam teknik ekstraksi fitur dan menjadi tahap yang paling dasar. Pada dasarnya, terdapat dua tipe fitur yang diekstrak dari sebuah gambar, yaitu fitur lokal dan global [24], [25].

Fitur global umumnya digunakan dalam deteksi dan klasifikasi objek, sedangkan fitur lokal digunakan untuk rekognisi atau identifikasi objek. Ada perbedaan besar antara deteksi dan identifikasi. Di mana deteksi untuk menemukan keberadaan suatu objek (menemukan apakah suatu objek ada dalam gambar) sedangkan identifikasi untuk menemukan identitas (mengenali objek) dari suatu objek.

a. Fitur Lokal

Fitur lokal menggambarkan bagian pada gambar (*keypoints* atau *interest points* dalam gambar) dari suatu objek. Fitur lokal dihitung pada beberapa titik dalam gambar dan membuatnya lebih kuat terhadap halangan (*occlusion*). Namun hal itu membutuhkan algoritma klasifikasi khusus untuk menangani kasus di mana ada sejumlah vektor fitur yang bervariasi gambarnya [24]. Salah satu algoritma untuk mendapatkan fitur lokal pada sebuah gambar yaitu *Oriented and Rotated BRIEF* (ORB).

ORB merupakan *descriptor* biner yang sangat cepat berbasis BRIEF. ORB memiliki sifat *invariant* terhadap rotasi dan tahan terhadap *noise*. Performa ORB dalam uji cobanya menghasilkan

efisiensi 2 kali lipat dibandingkan SIFT di berbagai situasi [26]. Algoritma ORB merupakan kombinasi dari dua teknik yaitu *Features for Accelerated Segment Test* (FAST) untuk deteksi *keypoint* dan *Binary Robust Independent Elementary Features* (BRIEF) untuk *keypoint descriptor*. Dengan kedua teknik yakni FAST dan BRIEF akan menghasilkan performa yang baik dengan biaya komputasi yang rendah.

Keypoint FAST merupakan metode yang dipilih untuk menemukan *keypoints* dengan sistem secara *real-time* yang berfungsi untuk melakukan pencocokan (*match*) fitur visual. Efisiensi dalam menemukan sudut *keypoints* yang layak dengan beberapa penambahan seperti skema piramida untuk menghitung skala.

BRIEF *Descriptor* merupakan fitur *descriptor* yang menggunakan *binary test* sederhana antara dua piksel dalam *patch* citra yang sudah dihaluskan (*smoothed*). Kinerjanya hampir mirip dengan SIFT di berbagai hal termasuk ketahanan untuk pencahayaan, blur, dan distorsi perspektif.

Awalnya, gambar di konversi menjadi skala keabuan untuk mempermudah perhitungan. Kemudian dimulai dengan mendeteksi *interest point* menggunakan FAST dengan mengambil satu parameter yakni intensitas *threshold* antara piksel tengah dengan lingkaran cincin (*ring*) di sekitar pusat. FAST tidak menghasilkan ukuran sudut tapi memiliki respon besar terhadap tepi. Titik koordinat piksel yang

terdeteksi sebagai *interest point* dimasukkan kedalam variabel *point* pada sebuah *keypoint*. Lalu, pengukuran *Harris corner* digunakan untuk mengurutkan *keypoints* yang digunakan. Untuk setiap target nomor N untuk *keypoints* itu diatur dengan *threshold* yang cukup rendah untuk mendapatkan lebih dari N *keypoints*, maka sesuai dengan ukuran Harris dan mengambil N poin teratas. Hasil pengukuran *harris corner* dimasukkan kedalam variabel *response* pada sebuah *keypoints*.

FAST tidak menghasilkan fitur multi-skala, maka dari itu digunakan skala *pyramid* terhadap citra dan menghasilkan fitur FAST (berdasarkan *Harris filter*) di setiap tingkat piramida. Ukuran dan skala yang digunakan pada *interest point* dimasukkan kedalam variabel *size* dan *octave* pada sebuah *keypoint*.

Orientasi terhadap *keypoint* dihitung menggunakan teknik yang dikenal dengan *intensity centroid*. Pendekatan berdasarkan orientasi *intensity centroid* menggunakan ukuran sederhana namun efektif dari sudut orientasi dari *intensity centroid*. *Intensity centroid* mengasumsikan bahwa intensitas sudut yang terkoreksi dari pusat dan vektor ini dapat digunakan untuk menghubungkan orientasi. Momen *patch* didefinisikan sebagai berikut:

$$m_{pq} = \sum_{xy} x^p y^q I(x, y) \quad (2)$$

Momen tersebut selanjutnya digunakan untuk menemukan *centroid* dengan rumus berikut:

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (3)$$

Dapat dibangun sebuah vektor dari pusat sudut, O, ke *centroid*, OC. Secara sederhana orientasi dari *patch* menjadi berikut:

$$\theta = \text{atan2}(m_{10}, m_{01}) \quad (4)$$

Hasil perhitungan sudut (θ) dimasukkan kedalam variabel *angle* pada sebuah *keypoint*. Sehingga satu *keypoint* terdiri dari beberapa variabel yakni *point*, *size*, *angle*, *response*, dan *octave*.

ORB menggunakan BRIEF *descriptor* yang berfungsi untuk melakukan deskripsi terhadap bit *string* dari berbagai *patch* citra yang dibangun dari setiap set *intensity binary test* dengan mempertimbangkan citra *patch* yang diperhalus (*smoothed*). Setiap *keypoint* yang terdeteksi akan dideskripsikan kedalam 256-bit string atau sama dengan 32-byte sehingga matriks yang dihasilkan yakni $n \times 32$ dimensi pada setiap gambar, yang mana n merupakan jumlah *keypoint* yang terdeteksi.

b. Fitur Global

Fitur global menggambarkan konten visual dari seluruh gambar dengan satu ukuran vektor. Namun, fitur global memiliki beberapa keterbatasan, seperti sensitif terhadap *noise*, iluminasi yang bervariasi, penskalaan, dan kurang mampu mengidentifikasi fitur penting dari gambar [25]. Teknik representasi fitur global diterapkan dengan menggabungkan fitur lokal untuk membangun vektor fitur

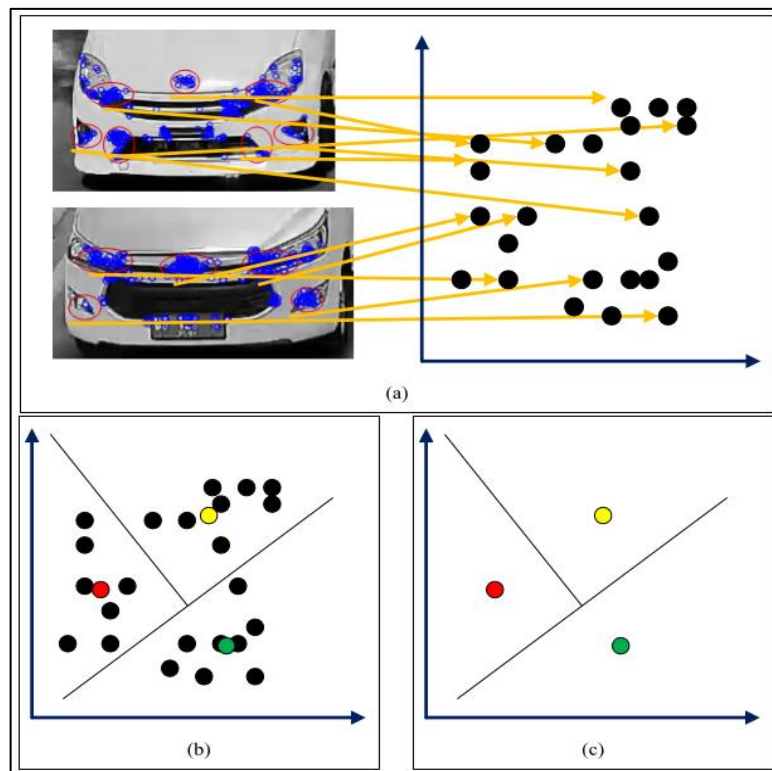
gambar dengan dimensi dan pola yang sama untuk setiap gambar [27].

Jumlah fitur lokal pada sebuah gambar sangat besar, sehingga untuk mengatasi kekurangan tersebut model *Bag of Word* (BoW) digunakan untuk menyederhanakan fitur lokal ke dalam *visual word* atau sering disebut *codebook*. Sehingga konsep ini disebut *Bag of Visual Word* (BOVW).

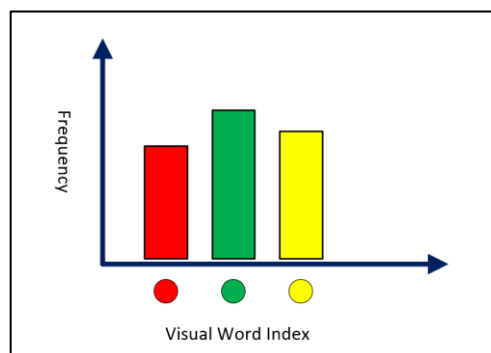
BOVW merupakan salah satu metode yang paling populer untuk mendapatkan fitur global. Konsep tersebut diadopsi dari konsep *Bag of Word* (BOW) untuk *Natural Language Processing* (NLP) [12]. Prosedur pada konsep ini diilustrasikan pada gambar 1 dan dirangkum sebagai berikut:

- (1) Lokal fitur yang telah diekstrak disebut sebagai *visual vocabulary*, digabungkan ke dalam ruang fitur yang disebut sebagai *dictionary*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1(a).
- (2) Kemudian lokal fitur dipetakan atau dikelompokkan untuk mendapatkan *visual vocabulary* diskrit. Dalam hal ini, algoritma *K-Means Clustering* digunakan untuk memetakan *visual vocabulary* dengan jumlah kluster tertentu seperti yang diilustrasikan pada Gambar 1(b).
- (3) Algoritma *K-Means* akan menghasilkan sebuah pusat pada setiap kluster yang disebut sebagai *visual word*. Ditunjukkan pada Gambar 1(c).

- (4) Jumlah fitur yang berada pada masing-masing kluster akan direpresentasikan ke dalam sebuah histogram dan akan menjadi acuan dalam menentukan fitur global pada sebuah gambar. Histogram frekuensi *visual word* diilustrasikan pada Gambar 2.



Gambar 1. Ilustrasi pada tahap BOVW; (a) pembuatan *dictionary*; (b) pengelompokan *visual word*; (c) *bag of visual word*



Gambar 2. Ilustrasi histogram frekuensi visual word

Konsep BOVW tersebut digunakan untuk mendapatkan fitur global pada sebuah gambar, dengan memetakan fitur lokal ke *visual word* terdekatnya. Sehingga fitur global setiap gambar dapat direpresentasikan dengan histogram frekuensi dari fitur-fitur yang terdapat pada gambar tersebut.

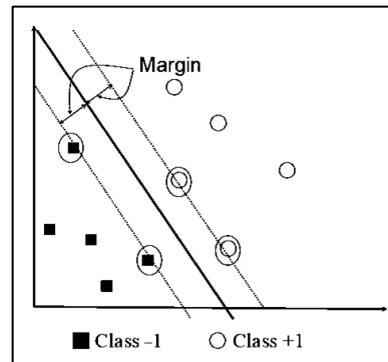
6. **Support Vector Machine (SVM)**

SVM merupakan kombinasi harmonis dari teori-teori komputasi yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti margin hyperplane kernel diperkenalkan oleh Aronszajn tahun 1950, dan demikian juga dengan konsep-konsep pendukung yang lain. Akan tetapi hingga tahun 1992, belum pernah ada upaya merangkaikan komponen-komponen tersebut.

Berbeda dengan strategi *neural network* yang berusaha mencari *hyperplane* pemisah antar *class*, SVM berusaha menemukan *hyperplane* yang terbaik pada *input space*. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada masalah non-linear dengan memasukkan konsep *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi.

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah *class* pada *input space*. *Hyperplane* pemisah terbaik antara kedua *class* dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin merupakan jarak antara *hyperplane*

dengan *pattern* terdekat dari masing-masing *class*. *Pattern* yang paling dekat tersebut disebut sebagai *support vector*.



Gambar 3. Optimum hyperplane [5]

Gambar 3 memperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah *class* yaitu +1 dan -1. Garis tebal berwarna hitam menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat di tengah kedua *class*, sedangkan *pattern* persegi dan *pattern* lingkaran yang berada dalam lingkaran hitam adalah *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM.

B. Penelitian Terkait dan *State of The Art*

Penelitian terkait klasifikasi model kendaraan telah banyak dilakukan, namun penerapan dan pengembangannya di Indonesia masih sangat sulit untuk ditemukan sehingga penelitian terkait topik ini masih sangat luas untuk dikembangkan pada kasus dan kondisi di Indonesia. Beberapa penelitian terkait klasifikasi model kendaraan dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Penelitian terkait klasifikasi model kendaraan

Judul	Penulis	Tahun	Data	Metode	Keterangan
Vehicle make and model recognition based on convolutional neural networks	Ren et al. [15]	2016	Gambar mobil tampak depan yang diambil pada jalan raya. 29.847 data latih dan 12.777 data uji	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	Metode yang digunakan membutuhkan banyak data
Vehicle Make and Model classification system using bag of SIFT features	Manzoor et al. [28]	2017	Gambar mobil dengan beberapa sudut pandang. NTOU-MMR dataset publik. 2.748 gambar latih dan 3.274 gambar uji.	Bag of SIFT Features serta pengklasifikasi SVM	Implementasi metode ekstraksi fitur cukup efisien dengan tingkat akurasi mencapai 89%
Car model recognition from frontal image using BRISK	Huzaifa et al. [11]	2017	Gambar mobil tampak depan. 80 gambar latih dan 400 gambar uji	<i>Binary Robust Invariant Scalable Keypoint</i> (BRISK) dan Klasifikasi menggunakan Hamming Distance	Proses klasifikasi menggunakan teknik pencocokan atau <i>matching</i> satu persatu gambar
Deep learning-based vehicle make-model classification	Satar et al. [29]	2018	27.887 gambar kendaraan dengan berbagai sudut pandang	<i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dikombinasikan dengan model <i>Single Shot Multibox Detector</i> (SSD)	Konsep kombinasi metode dapat meningkatkan akurasi sebesar 4% dibandingkan dengan metode CNN konvensional, namun membutuhkan data yang banyak
Classification of vehicle make and model with MobileNets	Wille et al. [30]	2018	136.726 gambar mobil dengan berbagai sudut pandang	<i>MobileNets</i> model <i>deep learning</i> dengan teknik <i>Fine Tuning</i>	Konsep Fine-Tuning dapat meningkatkan akurasi sebesar 2.5%, namun metode tersebut membutuhkan data yang sangat banyak
Vehicle make and model recognition using random forest classification for intelligent transportation systems	Manzoor et al. [31]	2018	2.725 data latih dan 3.110 data uji. NTOU-MMR dataset publik. Gambar mobil dengan beragam sudut pandang.	SIFT+BOF dengan pengklasifikasi <i>Random Forest</i>	Akurasi terbaik dihasilkan dengan <i>dictionary size</i> yang cukup tinggi yang dapat mengakibatkan besarnya waktu komputasi

Lanjutan Tabel 1

Judul	Penulis	Tahun	Data	Metode	Keterangan
Recognition of vehicle make and model in low light conditions	Abbas et al. [32]	2020	Data uji sebanyak 2,191 gambar mobil tampak depan.	<i>Image Processing</i>	Klasifikasi model mobil dilakukan berdasarkan bentuk dari lampu depan mobil
Deteksi dan Klasifikasi Merek Mobil untuk Penentuan Iklan Billboard Menggunakan Convolution Neural Network	Swastika et al. [16]	2020	Gambar tampak depan mobil. 1100 data latih dan 103 data uji	<i>Deep Learning (YOLO v2)</i>	Karena metode <i>deep learning</i> membutuhkan data yang banyak, sehingga akurasi yang dihasilkan hanya sebesar 60%
Sistem Klasifikasi Jenis dan Warna Kendaraan Secara Real-time Menggunakan Metode k-Nearest Neighbor dan Framework YOLACT	Kurniawan et al. [33]	2021	Gambar mobil yang diambil dari website penjualan mobil bekas. Sebanyak 400 gambar latih dan 4 video untuk proses pengujian	<i>You Only Look at Coefficients (YOLACT)</i>	Karena metode <i>deep learning</i> membutuhkan data yang banyak, sehingga akurasi yang dihasilkan hanya sebesar 72.52%

Beberapa penelitian sebelumnya menggunakan gambar mobil utuh tampak depan, yang mana pada proses penentuan fitur akan melakukan peninjauan secara keseluruhan gambar [11], [15], [16]. Sedangkan dalam melakukan klasifikasi model kendaraan, fitur utama pada sebuah mobil terletak pada sisi depan mobil, sehingga hal ini dapat disederhanakan dengan menerapkan konsep *Region of Interest (ROI)*.

Dalam hal klasifikasi model kendaraan, tentunya diperlukan proses deteksi kendaraan terlebih dahulu. Basri et al. [6], Swastika et al. [16], dan Indrabayu et al. [34] dalam penelitiannya menggunakan metode Gaussian Mixture Model untuk mendeteksi kendaraan. Metode tersebut melakukan

pemodelan distribusi *gaussian* pada setiap piksel gambar yang mana akan menguras sumber daya yang cukup besar ketika resolusi gambar tinggi sehingga pada penelitian ini mengadaptasi metode dengan perhitungan yang sangat sederhana yaitu *Three Frame Difference* (TDF) [7].

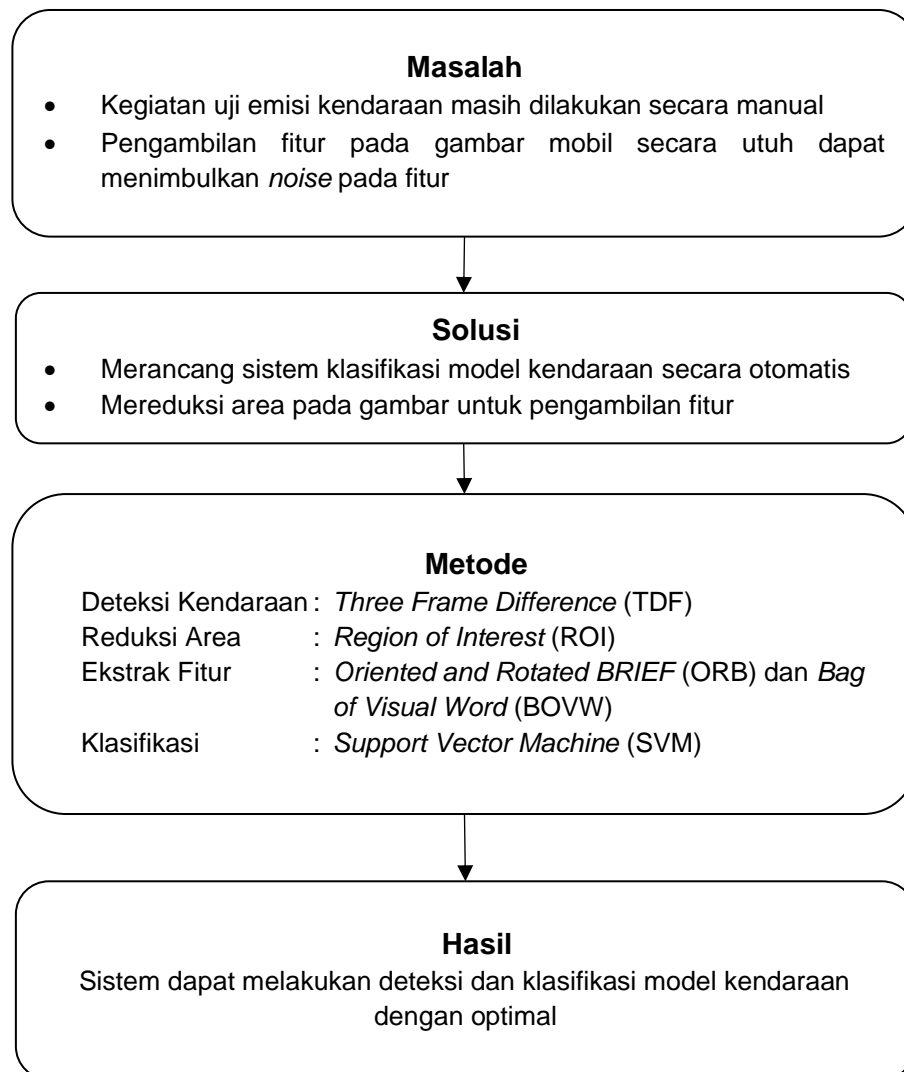
Selain itu, untuk melakukan proses klasifikasi, dibutuhkan sebuah fitur sebagai pembeda pada masing-masing objek. Beberapa metode untuk mengekstrak fitur pada objek seperti SIFT [31], BRISK [11], ORB [35] dan lain sebagainya. Metode tersebut digunakan dalam mengekstrak *interest point* atau *keypoint* sebagai fitur lokal suatu objek yang mana dapat diimplementasikan untuk merekognisi atau mengidentifikasi suatu objek. Fitur tersebut lebih tahan terhadap oklusi namun membutuhkan algoritma pengklasifikasi khusus untuk menangani kasus ketika jumlah fitur bervariasi setiap gambarnya [24], sehingga fitur lokal tersebut ditransformasi menjadi fitur global dengan konsep *Bag of Visual Word* (BOVW) sehingga dapat merepresentasikan keseluruhan objek.

Manzoor et al. [28], [31] telah melakukan penelitian dengan mengkombinasikan metode ekstraksi fitur lokal SIFT dan BOVW sebagai representasi fitur global. Pada penelitian tersebut berhasil mencapai akurasi sebesar 89% dalam melakukan klasifikasi model mobil. Namun terdapat sebuah metode sebagai pengembangan dari metode SIFT, yaitu *Oriented and Rotated BRIEF* atau disingkat ORB [26]. Berdasarkan hasil analisis awal, kinerja ORB mengungguli metode SIFT dan BRISK [13],

sehingga pada penelitian ini akan melakukan klasifikasi dengan mengekstrak fitur lokal menggunakan metode ORB.

C. Kerangka Pikir

Sebagaimana yang telah dijelaskan pada bagian pendahuluan, bahwa penelitian ini berangkat dari masalah pada kegiatan uji emisi kendaraan yang hingga saat ini dilakukan secara manual, sedangkan uji emisi dapat mengacu pada model kendaraan, sehingga dilakukan perancangan sistem untuk mengatasi masalah tersebut dengan mengambil informasi kendaraan berupa model kendaraan secara otomatis. Selain itu, pengambilan fitur pada gambar mobil secara utuh dapat menimbulkan *noise* pada fitur, sehingga dilakukan pendekatan dengan mereduksi area pada mobil dengan mengambil sisi depan mobil saja untuk mendapatkan fitur dari mobil. Sistem yang dikembangkan menggunakan beberapa pendekatan agar mampu melakukan deteksi dan klasifikasi model kendaraan. Pendekatan tersebut yaitu dalam melakukan deteksi objek digunakan teknik *three frame difference*. Kemudian untuk mengambil fitur lokal pada sebuah objek menggunakan metode ORB dan kemudian ditransformasikan menjadi fitur global menggunakan konsep BOVW. Pada tahapan akhir menggunakan SVM dalam melakukan klasifikasi. Alhasil, pendekatan yang digunakan dapat digunakan dengan optimal pada sistem yang dikembangkan. Gambaran umum dari kerangka pikir ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Kerangka Pikir Penelitian