

## Analisis dan Penerapan Algoritma *Convolutional Neural Network* untuk Klasifikasi Kendaraan Prioritas

Rijal Abdulhakim<sup>1)</sup>, Carudin<sup>2)</sup>, Budi Arif Dermawan<sup>3)</sup>

<sup>1)2)3)</sup> Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang  
Jl. HS. Ronggo Waluyo, Kec. Teluk Jambe, Kab. Karawang

<sup>1)</sup> rijal.16182@student.unsika.ac.id

<sup>2)</sup> carudin@staff.unsika.ac.id

<sup>3)</sup> budi.arif@staff.unsika.ac.id

### Abstrak

Jumlah kendaraan bermotor di Indonesia terus menerus meningkat di setiap tahunnya. Hal ini dapat menimbulkan masalah lalu lintas, salah satunya yaitu kemacetan. Dampak yang ditimbulkan dari kemacetan salah satunya yaitu terganggunya arus lalu lintas. Sedangkan menurut UU RI Nomor 22 Tahun 2009 tentang lalu lintas dan angkutan jalan pada pasal 134 terdapat 7 kendaraan yang harus mendapatkan prioritas di jalan raya. Adapun CNN merupakan salah satu kelas *deep feed-forward artificial neural networks* yang banyak diterapkan pada analisis citra. Karena itu, dalam penelitian ini dilakukan analisis model klasifikasi untuk jenis kendaraan pemadam kebakaran, ambulans / mobil jenazah, dan kendaraan non-prioritas dengan menerapkan algoritma CNN menggunakan data video dari CCTV yang dikelola oleh ATCS Kota Bandung. Pada penelitian ini terdapat 5 skenario berbeda dimana skenario tersebut dibedakan dengan menggunakan metode *holdout* dalam pembagian data dan evaluasi model. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa skenario terbaik terdapat pada skenario 2 dengan data *training* sebesar 60%, data *validation* sebesar 20%, dan data *testing* sebesar 20% berhasil mendapatkan *validation accuracy* sebesar 66,15% dan *testing accuracy* sebesar 69,231%.

**Kata kunci:** Kendaraan Prioritas, Klasifikasi, CNN, Metode *Holdout*

### Abstract

*The number of motorized vehicles in Indonesia continues to increase every year. This can cause traffic problems, one of which is congestion. One of the effects of congestion is the disruption of traffic flow. Meanwhile, according to Law of the Republic of Indonesia Number 22 of 2009 concerning road traffic and transportation in Article 134 there are 7 vehicles that must get priority on the highway. CNN is a class of deep feed-forward artificial neural networks that is widely applied to image analysis. Therefore, in this study, an analysis of the classification model was carried out for the types of fire engines, ambulances / hearses, and non-priority vehicles by applying the CNN algorithm using video data from CCTV managed by ATCS Bandung City. In this study, there are 5 different scenarios where the scenarios are distinguished by using the holdout method in data sharing and model evaluation. The results of this study indicate that the best scenario is in scenario 2 with training data of 60%, data validation of 20%, and testing data of 20% successfully getting validation accuracy of 66.15% and testing accuracy of 69.231%.*

**Keywords:** Priority Vehicle, Classification, CNN, Holdout Method

## 1. PENDAHULUAN

Jumlah kendaraan bermotor di Indonesia terus menerus meningkat di setiap tahunnya [1]. Namun jika tidak diimbangi dengan fasilitas jalan yang memadai, dapat menimbulkan permasalahan-permasalahan lalu lintas, salah satunya kemacetan. Kemacetan menjadi salah satu permasalahan lalu lintas yang mendapatkan perhatian khusus pemerintah saat ini. Proses kinerja

suatu usaha, efisiensi waktu, distribusi barang, tingkat keselamatan, keberhasilan usaha, dan aktivitas kerja yang lain sangatlah dipengaruhi oleh kemacetan [2]. Dikutip dari laman CNN Indonesia berdasarkan hasil survei yang dilakukan oleh *Asian Development Bank* (ADB) di tahun 2019, Bandung mendapatkan peringkat ke-14 sebagai kota termacet di Asia, diikuti DKI Jakarta di urutan ke-17 dan Surabaya di urutan ke-20 [3]. Salah satu dampak yang ditimbulkan dari kemacetan yakni terganggunya arus lalu lintas. Sedangkan menurut UU RI Nomor 22 Tahun 2009 tentang lalu lintas dan angkutan jalan pada pasal 134 terdapat 7 kendaraan yang harus mendapatkan prioritas di jalan raya.

Namun sebagian kota-kota besar sudah memiliki *Area Traffic Control System* (ATCS), salah satunya Kota Bandung. ATCS merupakan suatu sistem pengendalian lalu lintas dengan basis teknologi informasi pada suatu kawasan yang tujuannya untuk mengoptimalkan kinerja jaringan jalan melalui koordinasi dan optimasi pengaturan lalu lintas pada setiap persimpangan. Pemantauan lalu lintas oleh ATCS dilakukan dengan menggunakan CCTV. Salah satu fungsi ATCS yaitu memberikan lampu hijau pada kendaraan yang memiliki prioritas dalam kondisi tertentu sesuai dengan UU No. 22 Tahun 2009 Pasal 134. Dengan memanfaatkan *Deep Learning* yang diterapkan pada *Computer Vision*, fungsi dari ATCS tersebut mampu dimaksimalkan.

Beberapa penelitian klasifikasi kendaraan dengan menggunakan citra CCTV pernah dilakukan dengan hasil akurasi terbaik sebesar 94.27% keatas [2], [4]. Adapun CNN merupakan salah satu algoritma klasifikasi berbasis *Artificial Neural Network* (ANN). Setiap *neuron* pada CNN dipresentasikan ke dalam bentuk tiga dimensi, sehingga CNN sangat cocok digunakan dalam pemrosesan dengan input berupa citra [5]. Hal ini terbukti pada beberapa penelitian klasifikasi kendaraan, algoritma CNN mampu memperoleh akurasi mulai dari 82% hingga 97.89% [4], [6], [7]. Arsitektur VGG16 pada CNN digunakan pada penelitian yang bertujuan untuk menguji skema *Channel Max Pooling* (CMP) yang dimodifikasi CNN dalam mengklasifikasikan jenis kendaraan, dimana hasil model dengan arsitektur VGG16 tanpa metode CMP mendapatkan akurasi terbaik sebesar 97.60% [7]. Penggunaan arsitektur VGG16 juga pernah digunakan dalam penelitiannya klasifikasi citra x-ray yang terdapat *weld defect* dan dihasilkan *testing accuracy* sebesar 97,6% dan *training accuracy* sebesar 100% [8].

Berdasarkan pembahasan sebelumnya maka penelitian ini bertujuan untuk menganalisis model CNN dengan menggunakan arsitektur VGG16 dalam pengklasifikasian jenis kendaraan kedalam 3 jenis yaitu pemadam kebakaran, ambulans / mobil jenazah, dan kendaraan non-prioritas yang berbasis citra digital.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Klasifikasi

Proses untuk menyatakan suatu objek data menjadi salah satu kategori (kelas) dimana kategori tersebut telah didefinisikan sebelumnya disebut sebagai klasifikasi [9]. Klasifikasi dapat digunakan pada banyak aplikasi, antara lain yaitu klasifikasi profil pelanggan, deteksi kecurangan (*fraud detection*), prediksi penjualan, diagnosis medis, dan sebagainya.

### 2.2 CRISP-DM

CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) merupakan sebuah standar proses dari *data mining* dimana tujuannya untuk melakukan proses analisis dalam dunia industri [10]. CRISP-DM dijadikan sebagai dasar strategi untuk pemecahan suatu masalah yang dihadapi oleh unit penelitian atau bisnis. Enam tahapan yang terdapat pada CRISP-DM, yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*.

### 2.3 CNN

*Convolutional Neural Network* (CNN atau ConvNet), merupakan salah satu kelas *deep feed-forward artificial neural networks* yang banyak diterapkan pada analisis citra [11]. Arsitektur CNN terinspirasi dari jaringan saraf biologi yang tersusun dari *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully-connected layer*. Lapisan-lapisan tersebutlah yang membangun arsitektur dari CNN.

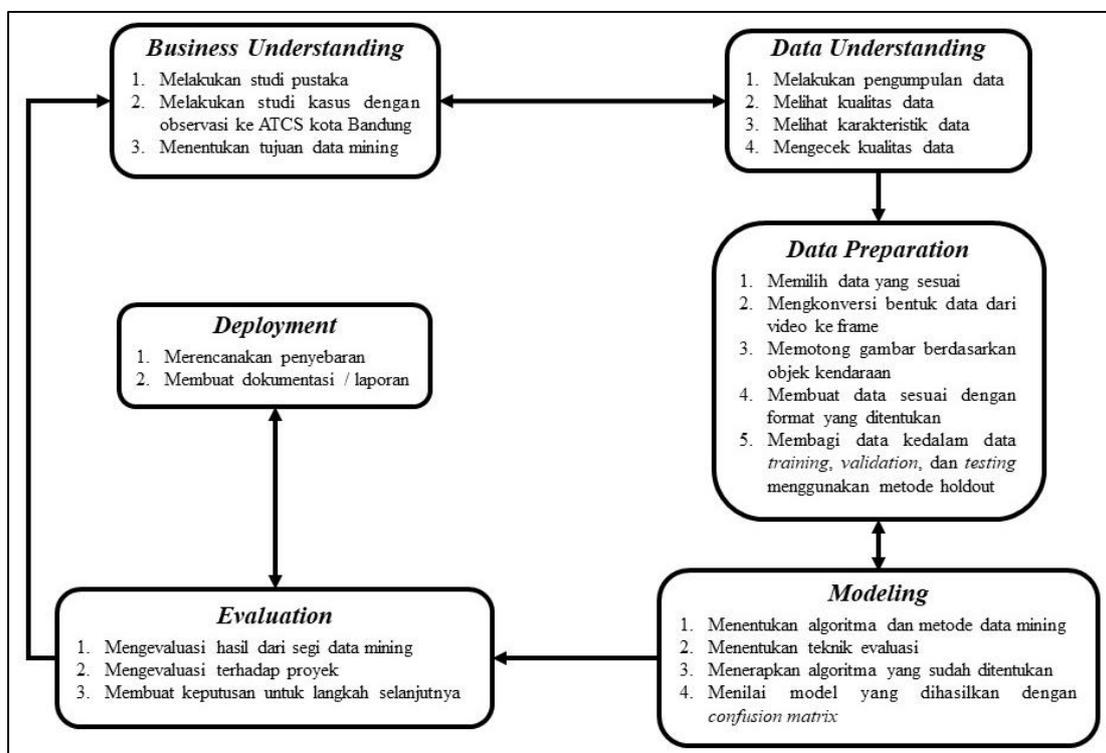
Setiap *neuron* pada CNN dipresentasikan ke dalam bentuk tiga dimensi, sehingga CNN sangat cocok digunakan dalam pemrosesan dengan input berupa citra [5]. Terdapat beberapa arsitektur CNN modern yang populer digunakan diantaranya yaitu, ResNet, AlexNet, GoogLeNet, VGGNet, ZF Net, MobileNet, dan LeNet [12].

#### 2.4 Metode Holdout

Menurut Suyanto [11], metode holdout adalah sebuah metode pembagian dan evaluasi model dimana data dibagi kedalam data training dan data testing secara acak yang saling bebas (tidak tumpang tindih). Pada proses pengacakan data untuk membagi data menjadi data training dan testing dalam metode lain, sangatlah memungkinkan terjadinya overrepresented di salah satu atau lebih klasifikasi yaitu klasifikasi tersebut dominan dibandingkan klasifikasi lainnya. Hal ini mengakibatkan data training dan testing yang dihasilkan menjadi tidak representatif. Namun metode *holdout* mampu menjamin bahwa setiap klasifikasi dapat terwakili pada data training maupun testing sehingga data yang tercipta menjadi proporsional.

### 3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan pada penelitian ini berupa video digital dari CCTV yang dikelola oleh ATCS Kota Bandung. Data video diproses dengan cara dikonversi menjadi data gambar lalu diterapkan algoritma CNN. Metode pengembangan pada penelitian ini yaitu CRISP-DM. CRISP-DM digunakan karena kemampuan metodologi tersebut yang dapat diterapkan kepada hampir semua jenis bisnis (masalah pada suatu penelitian atau dunia industri). Proses analisis pada penelitian ini dilakukan dalam 5 skenario pembagian data menggunakan metode holdout dimana data dibagi kedalam data *training*, data *validation*, dan data *testing*. Rasio pembagian data pada masing-masing skenario dapat dilihat pada Tabel 1. Adapun tahapan yang dilakukan pada penelitian ini terangkum pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

Tabel 1. Rasio pembagian *dataset*

Skenario	<i>Training</i>	<i>Validation</i>	<i>Testing</i>
1	60%	10%	30%
2	60%	20%	20%
3	60%	30%	10%
4	70%	10%	20%
5	70%	20%	10%

## 4. PEMBAHASAN

### 4.1 *Business Understanding*

#### 4.1.1 *Determine Business Objective*

Dalam perpektif bisnis, hal yang dibutuhkan oleh pengguna adalah pendeteksian jenis kendaraan secara akurat melalui CCTV. Pendeteksian kendaraan tersebut perlu diklasifikasikan berdasarkan jenis kendaraannya guna membantu kinerja dan pelayanan dari ATCS Kota Bandung. Oleh sebab itu, untuk tujuan tersebut dibutuhkan model kecerdasan buatan.

#### 4.1.2 *Asses the Situation*

Pada tahap ini didefinisikan mengenai situasi sekarang mengenai data, CCTV, dan proses pemberian lampu hijau pada kendaraan prioritas di ATCS Kota Bandung. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan pengetahuan awal mengenai semua hal yang berkaitan dengan proyek. Pengetahuan awal ini digunakan untuk menentukan langkah-langkah, strategi dan rencana selanjutnya guna mencapai tujuan dari penelitian ini.

#### 4.1.3 *Determine the Data Mining Goals*

Tujuan data mining pada penelitian kali ini adalah menerapkan algoritma CNN untuk pengklasifikasian jenis kendaraan menjadi kendaraan pemadam kebakaran, ambulans / mobil jenazah, dan kendaraan non-prioritas hingga menjadi model data mining. Model data mining yang dibangun memiliki akurasi 90% atau lebih dalam pengklasifisian jenis kendaraan. Jika model data mining yang dihasilkan sesuai maka dapat digunakan untuk membangun sistem CCTV cerdas pada penelitian selanjutnya atau menjadi acuan dan referensi untuk penelitian lainnya.

### 4.2 *Data Understanding*

#### 4.2.1 *Collect the Initial Data*

*Collect the initial data* adalah tahapan pengumpulan data awal dimana pada tahap ini, pengumpulan video dilakukan dengan meminta data pada ATCS Kota Bandung dengan memperhatikan ketersediaan data pada server. Dari 70 titik CCTV yang tersedia, diambil 3 titik CCTV yang berdekatan dengan Rumah Sakit besar dan selalu menjadi jalur yang padat yaitu SP Gedebage, SP Pasteur, dan SP Samsat untuk digunakan pada penelitian ini. Terdapat 49 data video pada siang hari yang diambil dengan rentang waktu dari pada 13 – 16 April 2020.

#### 4.2.2 *Describe the Data*

Setelah dilakukan tahap pengumpulan data, tahap selanjutnya yaitu mendeskripsikan data yang bertujuan untuk memahami data yang diterima. Dari proses ini, beberapa informasi yang diperoleh yaitu (a) semua berkas berformat MP4 Video File; (b) rata-rata durasi berkas video yang diperoleh adalah 20,22449 detik; dan (c) rata-rata ukuran berkas video yang adalah 5.888.305 byte.

#### 4.2.3 *Explore the Data*

Tahap ini merupakan tahap membiasakan diri dengan data-data yang sudah dikumpulkan dan berusaha menemukan wawasan awal mengenai informasi apa saja yang akan didapatkan. Perlakuan ini dilakukan sama untuk semua berkas video yang sudah dimiliki. Dari hasil proses

ini diperoleh beberapa kesimpulan yaitu (a) semua berkas video berlokasi di gedebage memiliki resolusi 704 x 576 sedangkan semua berkas video lokasi di pasteur dan samsat memiliki resolusi 1280 x 720; (b) rata-rata total bitrate dari data-data tersebut adalah 2964,653 kbps, dengan nilai terendah 1173 kbps dan nilai tertinggi 5900 kbps; dan (c) rata-rata frame rate dari data-data tersebut adalah 43,651 fps, dengan nilai terendah 21,46 fps dan nilai tertinggi 89,45 fps.

#### 4.2.4 Verify Data Quality

Pada tahap ini dilakukan verifikasi kualitas data yang sudah dikumpulkan. Verifikasi dilakukan dengan cara mememutar berkas video dan memastikan tidak ada berkas video yang rusak. Hasil dari proses tersebut didapatkan bahwa semua (49/49) berkas dapat diputar dan tidak ada kerusakan atau gangguan pada berkas-berkas tersebut.

### 4.3 Data Preparation

#### 4.3.1 Select Data

Pada tahap ini dilakukan pemilihan data yang akan digunakan dalam penelitian. Data yang diambil pada penelitian ini adalah semua data video yang telah diproses sebelumnya. Dengan demikian data yang digunakan yaitu 49 berkas video yang telah dimiliki.

#### 4.3.2 Clean Data

Pada tahapan ini dilakukan pembersihan data dengan cara merubah format data ke dalam format yang diinginkan. Data yang diinginkan yakni berupa berkas gambar berformat jpg file, dimana data video dikonversi menjadi bentuk frame. Proses ini dilakukan dengan menggunakan bantuan library python openCV.

#### 4.3.3 Construct Data

Pada tahap ini data yang sudah didapat dari proses sebelumnya akan dipotong menyesuaikan dengan objek kendaraan. Proses ini menggunakan bantuan aplikasi paint. Dari proses ini diperoleh 607 buah gambar ambulans / mobil jenazah, 45 pemadam kebakaran, dan 325 kendaraan non-prioritas.

#### 4.3.4 Format Data

Pada proses ini dilakukan pembagian data kedalam data *training*, data *validation* dan data *testing* dengan menggunakan metode *holdout* sesuai rasio pada skenario yang telah ditetapkan pada Tabel 1. Hasil dari proses ini disimpan dalam folder dataset. Jumlah data hasil pembagian ini dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil pembagian data menggunakan metode *holdout*

Skenario	Data Training				Data Validation				Data Testing			
	Rasio	C1	C2	C3	Rasio	C1	C2	C3	Rasio	C1	C2	C3
Pertama	60%	364	195	27	10%	61	32	4	30%	182	98	14
Kedua	60%	364	195	27	20%	122	65	9	20%	121	65	9
Ketiga	60%	364	195	27	30%	182	98	14	10%	61	32	4
Keempat	70%	425	228	32	10%	61	32	4	20%	121	65	9
Kelima	70%	425	228	32	20%	121	65	9	10%	61	32	4

Keterangan :

C1 = Ambulans / mobil jenazah

C2 = Non-prioritas

C3 = Pemadam kebakaran

#### 4.4 Modeling

##### 4.4.1 Select Modeling Techniques

Teknik pemodelan yang digunakan adalah dengan menggunakan algoritma CNN berarsitektur VGG16. Implementasi algoritma tersebut menggunakan library keras yang kemudian dikodekan ke dalam bahasa pemrograman Python. Hasil model yang diperoleh akan dievaluasi sesuai dengan *data mining goals* yang telah ditentukan pada tahapan *business understanding*. Adapun model yang dibangun di compile dengan parameter (a) optimizer menggunakan adam optimizer dengan *learning rate* 0,001; (b) loss menggunakan categorical crossentropy; dan (c) metrics hanya menggunakan accuracy.

##### 4.4.2 Generate Test Design

Dalam tahapan ini akan dilakukan pemilihan desain uji untuk teknik pemodelan yang akan dipakai. Dalam penelitian ini metode pengujian yang digunakan yaitu *confusion matrix* untuk menghasilkan nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy*. Tahap pengujian dilakukan dengan menggunakan data *testing* yang telah dibuat sebelumnya.

##### 4.4.3 Build Model

Tahapan ini dilakukan dengan cara menjalankan kode yang sudah dibuat. Kode tersebut juga sudah mencakup proses pengujian. Proses ini dilakukan dengan bantuan tools google colab dengan bahasa pemrograman python 3. Pemodelan dilakukan sebanyak 5 kali sesuai dengan jumlah skenario yang sudah ditetapkan.

Dalam proses ini digunakan *method* ModelCheckpoint dan EarlyStopping dari library keras. Hal ini dilakukan agar model berhenti melakukan training dan validasi jika tidak ada peningkatan nilai *val\_accuracy* pada 20 epoch terakhir dan model hanya akan disimpan jika akurasi validasi model pada epoch saat ini lebih besar dari akurasi validasi model terbesar pada epoch sebelumnya. Sedangkan untuk mengolah data ke dalam model, digunakan *method* ImageDataGenerator dari keras pada data training maupun data *validation*. Dari hasil tahapan ini diperoleh *validation accuracy* terbaik pada skenario 1 sebesar 0,6354, skenario 2 sebesar 0,6615, skenario 3 sebesar 0,6285, skenario 4 sebesar 0,6354, dan skenario 5 sebesar 0,6302.

##### 4.4.4 Asses Model

Tabel 3. *Confusion matrix* skenario 1

Aktual	Prediksi		
	C1	C2	C3
C1	187	0	0
C2	98	0	0
C3	14	0	0

Keterangan :

C1 = Ambulans / mobil jenazah

C2 = Non-prioritas

C3 = Pemadam kebakaran

	precision	recall	f1-score	support
ambulans	0.62542	1.00000	0.76955	187
nonprioritas	0.00000	0.00000	0.00000	98
pemadam	0.00000	0.00000	0.00000	14
accuracy			0.62542	299
macro avg	0.20847	0.33333	0.25652	299
weighted avg	0.39115	0.62542	0.48129	299

Gambar 2. Hasil pengujian skenario 1

Pada tahap ini, model yang dihasilkan dari setiap skenario diuji menggunakan data *testing* lalu dievaluasi dengan *confusion matrix*. Pada pengujian skenario 1 didapatkan hasil akurasi sebesar

62,542%. Akurasi ini sangat jauh lebih rendah dari ambang akurasi minimum sebesar 90%. Selain itu, dari hasil confusion matrix menunjukkan bahwa model tidak mampu membedakan kelas dari kendaraan manapun karena semua diprediksi menjadi kelas ambulans / mobil jenazah.

Tabel 4. Confusion matrix skenario 2

Aktual	Prediksi		
	C1	C2	C3
C1	121	0	0
C2	57	5	3
C3	0	0	9

Keterangan :

C1 = Ambulans / mobil jenazah

C2 = Non-prioritas

C3 = Pemadam kebakaran

	precision	recall	f1-score	support
ambulans	0.67978	1.00000	0.80936	121
nonprioritas	1.00000	0.07692	0.14286	65
pemadam	0.75000	1.00000	0.85714	9
accuracy			0.69231	195
macro avg	0.80993	0.69231	0.60312	195
weighted avg	0.78976	0.69231	0.58940	195

Gambar 3. Hasil pengujian skenario 2

Sedangkan pada pengujian skenario 2 didapatkan hasil akurasi sebesar 69,231%. Akurasi ini juga lebih rendah dari ambang akurasi minimum sebesar 90%. Namun dari confusion matrix menunjukkan bahwa model mampu memprediksi mobil pemadam kebakaran dengan baik. Walaupun begitu, model tidak dapat memprediksi kendaraan non-prioritas dengan baik dan masih condong (bias) untuk memprediksi kendaraan non-prioritas ke kelas ambulans / mobil jenazah.

Tabel 5. Confusion matrix skenario 3

Aktual	Prediksi		
	C1	C2	C3
C1	61	0	0
C2	32	0	0
C3	4	0	0

Keterangan :

C1 = Ambulans / mobil jenazah

C2 = Non-prioritas

C3 = Pemadam kebakaran

	precision	recall	f1-score	support
ambulans	0.62887	1.00000	0.77215	61
nonprioritas	0.00000	0.00000	0.00000	32
pemadam	0.00000	0.00000	0.00000	4
accuracy			0.62887	97
macro avg	0.20962	0.33333	0.25738	97
weighted avg	0.39547	0.62887	0.48558	97

Gambar 4. Hasil pengujian skenario 3

Untuk pengujian skenario 3 didapatkan hasil akurasi sebesar 62,887%, skenario 4 didapatkan hasil akurasi sebesar 62,051%, dan skenario 5 didapatkan hasil akurasi sebesar 62,887% dimana akurasi ini lebih rendah dari ambang akurasi minimum seperti pada model skenario sebelumnya.

Selain itu hasil *confusion matrix* pada ketiga skenario ini menunjukkan bahwa model tidak mampu membedakan kelas dari kendaraan manapun seperti model skenario 1.

Tabel 6. *Confusion matrix* skenario 4

Aktual	Prediksi		
	C1	C2	C3
C1	121	0	0
C2	65	0	0
C3	9	0	0

Keterangan :

C1 = Ambulans / mobil jenazah

C2 = Non-prioritas

C3 = Pemadam kebakaran

	precision	recall	f1-score	support
ambulans	0.62051	1.00000	0.76582	121
nonprioritas	0.00000	0.00000	0.00000	65
pemadam	0.00000	0.00000	0.00000	9
accuracy			0.62051	195
macro avg	0.20684	0.33333	0.25527	195
weighted avg	0.38504	0.62051	0.47520	195

Gambar 5. Hasil pengujian skenario 4

Tabel 7. *Confusion matrix* skenario 5

Aktual	Prediksi		
	C1	C2	C3
C1	61	0	0
C2	32	0	0
C3	4	0	0

Keterangan :

C1 = Ambulans / mobil jenazah

C2 = Non-prioritas

C3 = Pemadam kebakaran

	precision	recall	f1-score	support
ambulans	0.62887	1.00000	0.77215	61
nonprioritas	0.00000	0.00000	0.00000	32
pemadam	0.00000	0.00000	0.00000	4
accuracy			0.62887	97
macro avg	0.20962	0.33333	0.25738	97
weighted avg	0.39547	0.62887	0.48558	97

Gambar 6. Hasil pengujian skenario 5

## 4.5 Evaluation

### 4.5.1 Evaluate Result

Dari beberapa kriteria yang ditentukan pada tahap *business understanding* dan hasil yang didapatkan yaitu (a) telah dilakukan proses sedemikian sehingga dapat mengungkapkan pola-pola tersembunyi dari data sehingga dapat diidentifikasi dengan potongan gambar dalam bentuk persamaan matematis yang disebut sebagai model; (b) model terbaik yang didapat yaitu model skenario 2 dengan validation accuracy sebesar 66,15% dan testing accuracy sebesar 69,231% dimana akurasi tersebut dibawah ambang batas minimum sebesar 90%; dan (c) hanya model skenario 2 yang mampu melakukan klasifikasi dengan baik walaupun masih terdapat bias. Karena tidak ada model yang memenuhi kriteria, maka model yang dihasilkan tidak dapat digunakan untuk membangun sistem CCTV cerdas pada penelitian selanjutnya.

Adapun hasil analisis penyebab akurasi yang tidak memenuhi nilai ambang batas minimum yaitu kualitas citra CCTV pada setiap titik tidak sama, dan kendaraan mobil ambulans / mobil jenazah yang memiliki berbagai macam bentuk dan pola yang bahkan jika dilihat dari CCTV dapat menyerupai kendaraan non-prioritas. Dua hal tersebut menyebabkan algoritma CNN kesulitan menemukan pola tersembunyi pada data dengan baik sehingga menghasilkan akurasi dibawah nilai ambang batas minimum. Dari Gambar 7 terlihat bahwa ambulans / mobil jenazah tidak memiliki standar tertentu dalam bentuk dan pola kendaraan.



Gambar 7. Contoh beberapa citra kelas ambulans / mobil jenazah

#### 4.5.2 Review Process

Tahap ini merupakan tahap pemeriksaan kembali setiap tahapan dari awal yang bertujuan untuk memastikan tidak ada faktor penting yang terlewat. Dari pemeriksaan ini disimpulkan bahwa seluruh proses sudah dilakukan sesuai tahapan yang telah dibuat. Dengan demikian penelitian ini sudah dilakukan sesuai dengan tahapan yang direncanakan.

#### 4.5.3 Determine Next Step

Dari hasil evaluasi didapatkan bahwa tidak ada model yang memenuhi kriteria. Dengan demikian model tidak akan diterapkan untuk membangun CCTV cerdas pada penelitian selanjutnya. Namun penelitian ini tetap dilanjutkan ke tahap berikutnya untuk pembuatan laporan akhir ke pihak-pihak yang terkait.

#### 4.6 Deployment

Setelah melewati semua tahapan, laporan akan disampaikan kepada pihak ATCS Kota Bandung. Laporan akhir mengenai model yang dihasilkan akan dipresentasikan dalam bentuk deskripsi yang mudah dipahami. Selain itu laporan dalam penelitian ini juga akan dibuat dalam bentuk skripsi dan jurnal ilmiah.

### 5. KESIMPULAN

Pada penelitian ini berhasil dilakukan tahapan penelitian mulai dari *business understanding* sampai dengan *deployment*. Data video pada penelitian ini diperoleh dari ATCS Kota Bandung yang kemudian diolah sedemikian sehingga menjadi data gambar objek kendaraan dalam 3 kelas. Data tersebut dibagi kedalam 3 *dataset* dalam 5 skenario menggunakan metode *holdout*. Proses *modeling* menggunakan algoritma CNN berarsitektur VGG16 yang kemudian dilakukan pengujian. Dari hasil penelitian ini diperoleh *validation accuracy* skenario 1 sebesar 63,54%, skenario 2 sebesar 66,15%, skenario 3 sebesar 62,85%, skenario 4 sebesar 63,54%, dan skenario 5 sebesar 63,02%. Lalu dari *confusion matrix* hasil pengujian, diperoleh akurasi tertinggi terdapat pada skenario 2 sebesar 69,231% dengan perbandingan data sebesar 60:20:20. Model skenario 2 juga mampu memprediksi mobil pemadam kebakaran dengan baik. Namun model skenario 2 tidak dapat memprediksi kendaraan non-prioritas dengan baik dan masih condong (bias) untuk memprediksi kendaraan non-prioritas ke dalam kelas ambulans / mobil jenazah. Sedangkan model lainnya memprediksi semua data testing ke dalam kelas ambulans / mobil jenazah saja. Dari hasil analisis, penyebab hal tersebut yaitu kualitas citra CCTV yang tidak sama serta kendaraan mobil ambulans / mobil jenazah yang memiliki berbagai macam bentuk dan pola sehingga menyebabkan algoritma CNN kesulitan menemukan pola tersembunyi pada data dengan baik.

---

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik, “Perkembangan Jumlah Kendaraan Bermotor Menurut Jenis 1949-2018,” *Badan Pusat Statistik*, 2018. <https://www.bps.go.id/dynamic/table/2016/02/09/1133/perkembangan-jumlah-kendaraan-bermotor-menurut-jenis-1949-2016.html>.
- [2] Z. Hariyanto, “Klasifikasi Jenis Kendaraan Bergerak Berbasis Geometric Invariant Moment,” Institut Teknologi Sepuluh November, 2015.
- [3] A. Wicaksono, “Bandung Kota Termacet se-Indonesia, Ragam Solusi Disiapkan,” *CNN Indonesia*, 2019. <https://www.cnnindonesia.com/nasional/20191007205754-20-437595/bandung-kota-termacet-se-indonesia-ragam-solusi-disiapkan> (accessed Mar. 27, 2020).
- [4] Z. Dong, Y. Wu, M. Pei, and Y. Jia, “Vehicle Type Classification Using a Semisupervised Convolutional Neural Network,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 16, no. 4, pp. 2247–2256, 2015.
- [5] S. Stephen, R. Raymond, and H. Santoso, “Applikasi Convolution Neural Network Untuk Mendeteksi Jenis-jenis Sampah,” *Explor. J. Sist. Inf. dan Telemat. (Telekomunikasi, Multimed. dan Inform.)*, vol. 10, no. 2, pp. 122–132, 2019.
- [6] Arfian, “Implementasi Convolutional Neural Network Terhadap Transportasi Tradisional Menggunakan Keras (Studi Kasus : Data Citra Transportasi Tradisional Andong, Becak dan Pedati),” Universitas Islam Indonesia, 2018.
- [7] Z. Ma *et al.*, “Fine-Grained Vehicle Classification with Channel Max Pooling Modified CNNs,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 68, no. 4, pp. 3224–3233, 2019.
- [8] B. Liu, X. Zhang, Z. Gao, and L. Chen, “Weld Defect Images Classification with VGG16-Based Neural Network,” *Commun. Comput. Inf. Sci.*, vol. 815, pp. 215–223, 2017, doi: 10.1007/978-981-10-8108-8\_20.
- [9] Suyanto, *Data Mining untuk Klasifikasi dan Klusterisasi Data*. Bandung: Informatika, 2019.
- [10] C.-H. Cheng and Y.-S. Chen, “Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 3, pp. 4176–4184, 2009.
- [11] Suyanto, *Machine Learning Tingkat Dasar dan Lanjut*. Bandung: Informatika, 2018.
- [12] R. H. Pramestya, “Deteksi dan Klasifikasi Kerusakan Jalan Aspal Menggunakan Metode YOLO berbasis Citra Digital,” Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2018.

## Biodata Penulis

**Rijal Abdulhakim**, lahir di Kota Bandung pada tahun 1997. Sejak kecil penulis pertama menempuh pendidikan di sekolah negeri Kota Bandung. Pada tahun 2021, penulis pertama memperoleh gelar S. Kom. di Universitas Singaperbangsa Karawang dengan Program Studi Teknik Informatika. Saat ini penulis pertama aktif memdalam bidang AI dan data science.

**Carudin, M. Kom**, lahir di Brebes, Jawa Tengah. Penulis kedua merupakan alumni Teknik Informatika Fasilkom Unsika Karawang dengan pendidikan terakhir saat ini S2 Ilmu Komputer Budi Luhur Jakarta. Mengaplikasikan ilmu yang didapat sejak di bangku kuliah hingga akhirnya berkecimpung di dunia pendidikan pada tahun 2016 hingga saat ini di Universitas Singaperbangsa Karawang.

**Budi Arif Dermawan**, lahir di Karawang pada 8 Januari 1990. Penulis ketiga menempuh pendidikan S1 di Universitas Singaperbangsa Karawang dengan jurusan Teknik Informatika dan lulus pada tahun 2013. Kemudian penulis ketiga melanjutkan pendidikan S2 di Institut Pertanian Bogor dengan jurusan Ilmu Komputer dan lulus pada tahun 2017. Saat ini penulis ketiga aktif sebagai dosen di Universitas Singaperbangsa Karawang.