

© Hak**E**ipta milik UIN Suska Ria

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

## PENERAPAN NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI SENTIMENT OPINI NETIZEN TENTANG KINERJA POLISI NEGARA REPUBLIK INDONESIA

### **TUGAS AKHIR**

Disusun Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
Pada Jurusan Teknik Informatika

**Rony Oktavaizar** 11950115406



Oleh

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU
2024

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber . Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

iversity of Sultan Syarif Kasim Riau



# Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

- . Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber: a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau. b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

### LEMBAR PERSETUJUAN

### PENERAPAN NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI SENTIMENT OPINI NETIZEN TENTANG KINERJA POLISI NEGARA REPUBLIK INDONESIA

TUGAS AKHIR

Oleh

Rony Oktavaizar 11950115406

Telah diperiksa dan disetujui sebagai laporan Tugas akhir di Pekanbaru, pada tanggal 1 Juli 2024

NIP. 1986 1009 2022 032001

Pembimbing II

130 517 102

arif Kasim Riau



0

# Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

- Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
- . Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

### LEMBAR PENGESAHAN PENERAPAN NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI SENTIMENT OPINI NETIZEN TENTANG KINERJA POLISI NEGARA REPUBLIK INDONESIA TUGAS AKHIR Oleh Rony Oktavaizar 11950115406 Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik informatika pada Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau di Pekanbaru, pada tanggal 1 Juli 2024 Pekanbaru, 1 Juli 2024 Mengesahkan, Cetua Jurus NIP. 19640301 199203 1 003 9821216 201503 1 003 **DEWAN PENGUJI** Reski Mai Candra ST., M.Sc. Ketua Pembimbing I Siska Kurnia Gusti., ST., M.Sc. Pembimbing II Fadhilah Syafria, ST., M.Kom. Penguji I Surya Agustian, ST., M.Kom. Penguji II Elvin Budianita, ST., M.Cs. ü



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah

LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

belum diterbitkan terdaftar di perpustakaan yang Universitasislam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau terbuka untuk umum dengan ketentuan hak cipta berdasarkan penulis. Referensi diperbolehkan untuk dicatat, namun kutipan dan ringkasan hanya boleh dilakukan seizin dari penulis serta ditulis dengan cara ilmiah dalam menyebutkan sumbernya.

Penerbitan atau pendaftaran sebagian atau seluruh dari tugas akhir ini harus mendapatkan izin dari dekan fakultas sains dan teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

UIN SUSKA RIAU

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

iii



0 I

### LEMBAR PERNYATAAN

Hak Cipta Dilindung Saya penulis dari penelitian ini menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul Penerapan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Opini Netizen Tentang Kinerja Polist Republik Indonesia" merupakan hasil penelitian penulis dengan segala arahan, bantuan dan bimbingan oleh dosen pembimbing. Pembahasan dan isi pada penelitian Sini belum pernah diajukan dalam bentuk apapun untuk mendapatkan gelar sarjana. Dalam skripsi ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah ditulis atau di publikasikan oleh orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan dalam daftar pustaka. Pernyataan ini penulis buat dengan sungguh-sungguh dan jika terdapat pelanggaran maupun penyimpangan dalam penulisan dan dikemudian hari, maka penulis bersedia menerima sanksi akademik yaitu pencabutan gelar dan hukuman lainnya berdasarkan norma dan hukum di perguruan tinggi.

Pekanbaru, Juli 2024

Penulis

Rony Oktavaizar 11950115406

UIN SUSKA RIAU

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

iv

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



© Hak

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

### LEMBAR PERSEMBAHAN

"Boleh jadi kamu membenci sesuatu padahal ia amat baik bagimu, dan boleh jadi pula kamu menyukai sesuatu padahal ia amat buruk bagimu, Allah mengetahui sedang kamu tidak mengetahui." (Qs. Al-Baqarah: 216)

Karya tulis berikut aku persembahkan untuk keluarga besarku

Untuk ayahanda yang selalu memberikan motivasi dan semangatnya

Kepada almarhumah ibunda Asniwati yang insyaallah melihat seluruh perjuanganku

Kepada abang Rendi Ilham yang sudah jadi sosok
inspiratif dalam kehidupanku
Kepada kakak Rini Saputri yang sudah jadi pengganti

Tepada kakak Rini Saputri yang sudah jadi pengganti ibunda dan memberikan cahaya pada keluarga ini

Berkat bantuan merekalah diriku bisa sejauh ini

Mungkin banyak yang belum bisa kuberikan kepada mereka

Tapi aku harap semoga mereka selalu diberikan kesehatan, rezeki, dan kebahagaiaan

Terimakasih banyak

a Sultan Syarif Kasim Riau

V



0

milik

Sus

K a

Ria

## PENERAPAN NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI SENTIMENT OPINI NETIZEN TENTANG KINERJA POLISI NEGARA REPUBLIK INDONESIA

### **Rony Oktavaizar** 11950115406

Jurusan Teknik Informatika

Fakultas Sains Dan Teknologi

Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

### **ABSTRAK**

Analisis sentimen bertujuan untuk mengetahui reaksi, sikap, pendapat individu maupun kelompok terhadap suatu topik pembahasan atau entitas tertentu. Hal ini tentu penting untuk mengetahui bagaimana reaksi individu maupun kelompok tentang suatu topik terlebih lagi ke instansi pemerintah khususnya kepolisian negara Republik Indonesia. Setiap pendapat diberikan tiga klasifikasi kelas yang terdiri dari positif, negatif dan netral. Semua data opini di dapatkan dari halaman berita Facebook dengan kata kunci "percuma lapor polisi". Dalam penelitian ini metode yang digunakan untuk menentukan sentimen kepada kepolisian Republik Indonesia adalah Naive Bayes. Metode ini cukup umum digunakan dalam melakukan analisis teks seperti klasifikasi sentimen. Dalam tahap pembobotan penelitian ini menggunakan metode Bag of Word guna. Hasil penggunaan dari metode yang sudah dilakukan optimalisasi memiliki tingkat akurasi 82% dan nilai rata-rata F1-score sebesar 74%, menunjukkan bahwa sistem dapat mengenali model klasifikasi dan bekerja dengan baik

Kata Kunci: Naive Bayes, Optimalisasi, Polri, Sentimen Analisis, Pembobotan

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

f Sultan Skarif Kasim Riau



## PENERAPAN NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI SENTIMENT OPINI NETIZEN TENTANG KINERJA POLISI NEGARA REPUBLIK INDONESIA

### Rony Oktavaizar 11950115406

Informatic Enginering Department

Faculty of Science and Tecnhology

Islamic University Sultan Syarif Kasim Riau

### **ABSTRAC**

Sentiment analysis aims to determine the reactions, attitudes, opinions of individuals and groups towards a certain topic of discussion or entity. It is certainly important to know how individuals and groups react to a topic, especially to government agencies, especially the police of the Republic of Indonesia. Each opinion is given three sentiment classifications, namely positive, negative and neutral. All opinion data was obtained from the Facebook news page with the keyword "it's useless to report to the police". In this research, the method used to determine sentiment towards the Republic of Indonesia police is Naive Bayes. This method is quite commonly used in carrying out text analysis such as sentiment classification. In the weighting stage, this research uses methods, namely Bag of Word. The results of using the optimized method have an accuracy level of 82% and an average F1-score of 74%, indicating that the system can recognize the classification model and work well.

Keywords: Naive Bayes, Optimization, INP, Sentiment Analysis, Weighting

© Hak Sipta milik UIN Suska R

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

f Kasim Riau

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

e-Islamia University

10

Sultan

arif Kasim Riau



0

I

8 ~ C 5 ta

### KATA PENGANTAR

Hak Cipta Dilindungi Undang-Unda Syukur Alhamdulillah, segala pujian dipersembahkan hanya kepada Allah SWT yangoselalu memberikan karunia, Rahmat dan keberkahan kepada penulis, sehingga dapa menyelesaikan penyusunan tugas akhir yang berjudul "Penerapan Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentiment Opini Netizen Tentang Kinerja Polisi Negara Republik Indonesia". Dan juga shalawat beriring salam penulis ucapkan kepada junjungan alam yaitu nabi Muhammad Shallalluhi'alaihi wa sallam yang telah membawa kita dari zaman gelap gulita menjadi zaman terang bendereang seperti saat ini.

Tugas Akhir ini merupakan syarat untuk memperoleh gelar sarjana Teknik Informatika pada fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Sultan Syarif Kasim Riau. Keberhasilan penulis menyelesaikan tugas akhir ini tidak lepas dari bantuan semua pihak. Oleh sebab itu, pada kesempatan ini dengan ketulusan dan kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih kepada:

Bapak Prof. Dr. Khairunas, M.Ag selaku Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

Bapak Dr. Hartono M.Pd selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

Bapak Iwan Iskandar, M.T selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

Ibu Dr. Fitri Wulandari S.SI., M.kom selaku Pembimbing Akademis.

Ibu Siska Kurnia Gusti, ST,M.Sc selaku Pembimbing I.

Ibu Fadhilah Syafria, ST,M.kom selaku Pembimbing II.

Bapak Surya Agustian ST, M.kom selaku Penguji I.



# Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber-

0

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Ibu Liza Afriyanti, M.kom selaku penguji II.

Ibu Elvia Budianita, ST,M.Cs selaku pengganti penguji II

Bapak dan Ibu dosen yang mengajar di Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.

1. Ayahanda Jonnizar yang telah memberikan semangat.

12. Almarhumah Ibunda Asniwati semoga berada di taman surganya Allah.

E. Kepada Abang Rendi Ilham yang telah memotivasi dan memberikan dukungan kepada penulis.

Kepada kakak Rini Saputri yang telah menasehati dan memberikan dukungan.

15. Partner penulis Abigail Tiur Lina yang telah menemani dan mendengar seluruh keluh kesah penulis.

16. Teman-teman seperjuangan Tif F-19.

17. Dan seluruh orang yang terlibat secara langsung maupun tidak langsung yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Semoga Allah SWT membalas setiap kebaikan dan dukungan kepada mereka yang membantu penulis. Harapan penulis semoga skripsi ini dapat bermanfaat dan dapat menambah pengetahuan bagi kita semua.

Pekanbaru, Januari 2024

Penulis

UIN SUSKA

11950115406

ix

### **DAFTAR ISI**

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber: D D D D В B

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

0	
Нак	DAFTAR ISI
cipt	HALAMAN
Ä	LAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBINGi
≝. [Ā]	LAMAN PENGESAHANii
	LAMAN HAK KEKAYAAN INTELEKTUALiii
Z	LAMAN PERNYATAANiv
u S ★S	LAMAN PERSEMBAHANv
01	STRAKvi
0)	STRACvii
A.	TA PENGANTAR viii  TAR ISI x
	FTAR GAMBARxiv
AI	TAR RUMUSxv
)AI	FTAR TABELxvi
BAH	B I PENDAHULUAN
_	Latar Belakang1
	. Rumusan Masalah
1:3	. Tujuan Penelitian
Uni3	. Batasan Masalah3
ersit	. Manfaat Penelitian
	B II LANDASAN TEORI4
Sil	. Text Mining4
tan2	. Sentimen Analisis
23	. Scrapping5
1f.24	. Klasifikasi <i>Naïve Bayes</i>
asin	
n Ri	X
au	



Ha
lak
Cipta
a
Dilindungi
ď
=
õ
=
7
Jndang
an
ā
Z
$\equiv$
Jndang
E
9

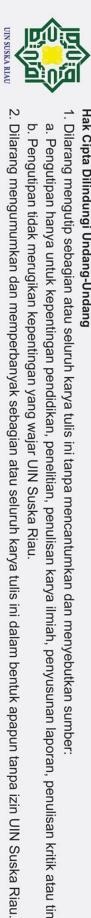
	_
a	<ol> <li>Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan s</li> </ol>
TI	€
ĕ	ara
ದ	3u
들	7
pa	e
_	g
ਕੁ	₫
$\frac{1}{2}$	S
שר	eb
፰	ă
듲	jia
₹	n
ğ	ata
Ĭ,	_
Ĭ.	se
a	=
_	H
<u> </u>	~
ď.	3
₫	a
<u>a</u>	
	S
В	⊒
ne	ta
畫	뮹
an	a
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan	me
ğ	ň
☲	ä
SS	글
⋾	3
<u>a</u>	â
$\lesssim$	0
=	ar
∄.	ī
ah	Jei
0	₹
en.	9
$\leq$	÷
lS.	ar
E S	S
5	sumber
lac	ğ
ŏ	7.
an	
laporan, penulisan kritik atau	
ĕr	
<u>=</u>	
Sa	
5	
<u>S</u> .	
÷	
at	
al	

tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

0		
五 X A K	. Preprocess Data	8
	. Cleaning	8
ia <sup>2</sup>	Stopward Removal	8
<u>∃</u> 3	Stemming	8
2	Tokenizing	9
Z <sub>6</sub>	. Pelabelan Data	9
<del>2</del> 57	. Pembobotan1	0
a <sub>1</sub>	Bags of Worf1	0
	. Optimalisasi1	
1	Synthetic Minority Over-sampling Technique	1
2	Random Under Sampling1	1
2.9	. Evaluasi1	1
1	. Confusion Matriks	2
	Accuracy 1	
	F1-score1	
21	0. Penelitian Terkait1	4
3 <u>A</u> 1	B III METODOLOGI PENELITIAN2	.2
anna.	. Perumusan Masalah2	3
<b>\frac{1}{2}</b> 2	. Studi Pustaka2	3
323	. Pengambilan Data	3
sify	. Scrapping2	.3
	. Preprocessing Teks2	4
ultan	Cleaning	4
52	Stopword Removal	4
arii	Stemming	4
Kasim Riau		
im R		
liau	xi	



0

,	Hak (
2	Cipta I
	Dilindungi L
	Undang-Undang

_	
<del>l</del> a	
ô	
<u> </u>	
a	
≝	
pn	
un n	
Hak Cipta Dilindungi	
ii Undang-Undang	
da	
g	
ċ	
g	
an	
Ω	

**Kasim Riau** 

<del>14</del> a	Tokenizing	. 24
3.5.	Pelabelan Data	.25
<b>3.</b> 6.	Pembobotan	. 25
∄1.	Bag of Word	. 25
<u>\$</u> 7.	Klasifikasi Dengan Naive Bayes	. 25
<del>-</del> 3.8.	Optimalisasi	. 25
₹9.	Implementasi Pengujian	.26
3.10	0. Pengujian dan Evaluasi	.26
BAB	IV HASIL DAN PEMBAHASAN	.27
4.1.	Analisis Masalah	.27
4.2.	Analisis Data	.27
4.3.	Preprocess Data	. 29
1.	Cleaning	. 29
2.	Stopword Removal	.31
3.	Stemming	.33
Stat	Tokenizing	.37
e 4 <u>5</u> 4.	Pelabelan Data	.38
<b>a</b> 1€5.	Pembobotan	.38
C Un	Bags of Word	.38
1v46.	Proses klasifikasi	.40
		.34
of 457.	Optimalisasi	. 48
ulta	Optimalisasi Pada BoW	.48
<b>1</b> 8.	Pengujian dan evaluasi Bag of Words	. 50
arif	Confusion matrix <i>BoW</i>	. 50

<sup>1.</sup> Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber: a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.



2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

	-
10	3
	lak
•	Cipt
	-
	Cipta
	-
	9
	1000
	말
	Ollino
	=
	_
	0
	=
	=
	ung
	Q
•	
	_
	Undang
	_
	=
	0
	9
	-
	.=
	œ
	_
	$\subseteq$
	-
	_
	0
	0)
	=
	_
	(0)

	_
ilaranc	Cipta I
menaut	Dilindung
Dilarang mengutip sebagian atau seluru	k Cipta Dilindungi Undang-Undang
an atau :	-Undang
seluru	

_	
•	
$\Box$	
a	1
3	1
5	
ω	1
3	
eg.	
ಹ	1
ె	i
등	,
ngutip se	1
ë	
b	-
36	
<u>e</u> :	
5	1
oagian a	0
ta	
⊏	
S	
<u>e</u>	
=	
Ξ.	
_	
줎	
۳,	
a	
=	
$\subseteq$	
S	
3.	
=	
a	
긎	
ă	
_	
3	
ř	
S	
'n	
karya tulis ini tanpa mencantumkan da	
₹	
×	
ar	
=	
da	
3	
$\exists$	
e	
3	
. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:	
b	
1	
6	
ĭ	
S	
=	
7	
96	
4	

Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

0 T2. Evaluasi Accuracy BoW......44 BAB V KESIMPULAN DAN SARAN......48 Daftar Pustaka ..... Riwayat Hidup

LAMPIRAN A

UIN SUSKA RIAU

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:



### 0 На

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

### **DAFTAR GAMBAR**

K C :	HALAMAN
Gembar 2.1. Flowchart Naive bayes	6
Gambar 2.2. Penggunaan BoW	10
— Gambar 3.1. Desain penelitian	22
Gambar 4.1. bentuk data	28
Gambar 4.2. Proses Cleaning	
Gambar 4.3. Hasil Cleaning	30
Gambar 4.4. Proses Stopword	
Gambar 4.5. Hasil Stopword	32
Gambar 4.6. Proses Stemming	33
Gambar 4.7. Hasil Stemming	34
Gambar 4.8. Proses Tokenizing	
Gambar 4.9. Hasil Tokenizing	36
Gambar 4.10 Pelabelan Data	37
Gambar 4.11. Proses Klasifikasi BoW	
Gambar 4.12. Hasil Klasifikasi BoW	46
Gambar 4.13. Sebelum <i>Smote</i> BoW	47
Gambar 4.14. Proses Smote BoW	48
Gambar 4.15. Sesudah <i>Smote</i> BoW	49
Gambar 4.16. Hasil <i>Optimalisasi Smote BoW</i>	49
Gambar 4.17.Proses confusion matriks	
Univ	
UIN SUSKA F	TATE
5 OIN DUDKA I	LIAU
of S	



0

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau. b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau. a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

### **DAFTAR RUMUS**

Hak	DAFTAR RUMUS	
k cipt		HALAMAN
Rum	nus 2.1. Dasar Naive Bayes	7
Rum	nus 2.2. BoW Naive Bayes	7
Rûm	nus 2.3. Naive Bayes	
Rum	nus 2.4. BoW	10
Rum	nus 2.5. Accuracy	12
Rum	nus 2.6. F-1Score	13
	nus 2.7. Precision	
Rum	nus 2.8. Recall	13
► Rum	nus 2.9. Rata-Rata F1-Score	13

**SUSKA RIAU** 

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



0

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau. b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau. a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

Ha	DAFTAR TABEL  HALAMAN  bel 2.1. Daftar Penelitian Terkait					
k cip		HALAMAN				
Tabel	2.1. Daftar Penelitian Terkait	14				
	4.1. Data Latih					
Tabel	4.2. Pembobotan BoW	39				
Tabel	4.3. Preprocess Data Uji	40				
T <b>ab</b> el	4.4. Data Latih dan Data Uji	40				
Tabel	4.5. Hasil Pembobotan BoW Pada Data Uji	41				
(1)	4.6. Confusion Matriks BoW					
Tabel	4.7. Hasil Akhir Evaluasi	55				

N SUSKA RIAU

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



BAB I

PENDAHULUAN

PEndahuluan

Pengan kemajuan bidanf teknologi saat ini sanga memudahkan kehiduoan

Dengan kemajuan bidanf teknologi saat ini sanga memudahkan kehiduoan

Umanusia baik yag mudah maupun tua. Hal itu dikarenakan mudahnya akses jaringan dinternet yang dapat digunakan oleh siapapun. Dengan majunya dunia teknologi tentu saja banyak inovasi baru yang diciptakan salah satunya yaitu media social. Media sosial yang sering populer di Indonesia salah satunya yaitu Facebook. Dengan menggunakan Facebook pengguna dapat berkomentar serta memberikan pendapat secara bebas (Riantana, 2020)

Berdasarkan data yang diambil dari (NapoleonCat Sp. z o.o, 2023) jumlah pengguna aktif Facebook pada bulan April di Indonesia sebanyak 195,3 juta akun. Pada Facebook terdapat fitur komentar yang bisa digunakan oleh penggunanya, sebuah komentar dapat menunjukkan ekspresi atau opini dari pengguna Facebook. Komentar tersebut biasanya mengandung opini yang dapat dimanfaatkan sebagai bahan uji penelitian yang berguna untuk individu, instansi pemerintahan maupun perusahaan. Facebook banyak digunakan oleh instansi pemerintah sebagai alat komunikasi dengan masyarakat dalam memberi informasi dari setiap kegiatan yang di lakukan instansi pemerintahan tersebut salah satunya adalah Polisi Negara republik Indonesia.

Kepolisian Negara Republik Indonesia (Polri) adalah kepolisian yang memelihara keamanan, menegakkan hukum, dan melayani masyarakat. Kepolisian didirikan pada tahun 1946 dan sudah lebih dari 77 tahun instansi ini menjalankan tugasnya dalam melindungi, menjaga dan menegakkan hukum di Indonesia. (Polri, 2021 namun akhir-akhir ini dengan maraknya pengguna sosial media serta akses informasi yang sangat mudah sehingga seluruh masyarakat dapat melihat berbagai informasi terkait instansi pemerintahan ini, banyaknya berita negatif membuat masyarakat menjadi kurang percaya terhadap kinerja instansi kepolisian Indonesia.

Kasim Riau



Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis

Pencurian atau perampokan yang di alami mereka tidak kunjung "#PercumaLaporPolisi" dan di perbagai media sosial media sosial media sosial media sosial media sosial yang bisa digunakan oleh para pengguna untuk saling berinteraksi dan berkomunikasi dalam berbagai keperluan (Riamana, 2020) dengan banyaknya opini dan pendapat dari para masyarakat maka dipertukannya klasifikasi sentimen untuk mengetahui opini publik terhadap kinerja instansi pemerintah ini. Analisis sentimen merupakan salah satu bagian dalam text mining yang bertujuan untuk mengekstrak data menjadi informatif.

Text Mining adalah salah satu proses pengekstrakan data yang awalnya tidak memiliki informasi menjadi suatu pengetahuan yang dapat digunakan dan berfokus pada data atau dokumen. (Utami dan Artana, 2022) penggunaan teks mining mencakup yaitu klastering, klasifikasi, pemrosesan bahasa alami, ekstrasi informarsi serta sentimen analisis.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Agustian, Tukino, dan Nurapriani, 2022) yang berjudul Penerapan Analisis Sentimen Dan Naive Bayes Terhadap Opini Penggunaan Kendaraan Listrik Di Twitter, penelitian ini menghasilkan 3 kelompok klasifikasi positif sebesar 42,98%, netral sebesar 52,02% atau negatif sebesar 0,5%. Perhatungan confusion matrix dalam menguji algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan kata dari pengguna twitter yang menghasilkan tingkat akurasi 80%, presisi 82% dan *Recall* 80%. Dan perhitungan sentimen positif dengan presisi 91% dan *Recall* 78%.

Selanjutnya pada penelitian yang dilakukan oleh (Sudiantoro dan Zuliarso, 2018) yang berjudul Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Text Mining Dengan Algoritma Naive Bayes, menghasilkan data yang mengandung sentimen positif sebanyak 32 data dan data yang mengandung sentimen negatif sebanyak 68 data. Serta hasil uji akurasi sebanyak 84 %. Sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma Naive Bayes classifier cukup berhasil memprediksi kategori sentimen yang benar.



Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis

2. Rumusan Masalah

0

- Bagaimana menerapkan klasifikasi sentimen pada opini publik terhadap kinerja polisi di Facebook dengan metode klasifikasi Naïve Bayes.
- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Bagaimana hasil akurasi dari klasifikasi sentimen terhadap kinerja polisi Indonesia.
  - Bagaimana hasil dari optimalisasi nilai F1-score.

### 1.3. Batasan masalah

- 1. Pengumpulan data didapatkan dari pencarian kata kunci #PercumaLaporPolisi vang merujuk pada suatu halaman berita yang bernama Suaradotcom di Facebook.
- Data yang didapat berupa komentar yang berjumlah 1052 data. 2.
- 3. Pembobotan yang digunakan pada penelitian ini yaitu Bag of Word.
- 4. Tahap optimalisasi menggunakan metode Random Sampling dan Over Sampling.

### 1.4. Tujuan penelitian

- 1. Penerapan Naïve Bayes untuk klasifikasi sentimen masyarakat terhadap kinerja instansi kepolisian.
- Mendapatkan hasil akurasi dari klasifikasi sentimen menggunakan Naive Bayes *Elassifier* terhadap kinerja polisi Indonesia.
- Mendapatkan hasil optimalisasi nilai F1-Score

### 1.5. Manfaat penelitian

arif Kasim Riau

- 1. Laporan ini diharapkan sebagai bentuk gambaran penilaian masyarakat tentang kinerja kepolisian Indonesia.
- Diharapkan hasil penelitian tugas akhir ini dapat berguna dan bisa dijadikan referensi bagi yang ingin melanjutkan penelitian analisis lebih dalam.

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



BAB II

KAJIAN PUSTAKA

Text Mining

Teks mining memiliki sejarah yang sangat panjang, di mulai di sekitar tahun

1960an yang berawal pada konsep pengenalan tentang Information Retrieval yang Eberfokus pada pengambilan informasi dari sebuah teks. Pada tahun 1990-an konsep data mining dan teks mining muncul yang berfokus pada pengekstrakan pola dan pengetahuan dari data teks yang menghasilkan analisis teks dalam skala yang lebih besar. Dan pada awal tahun 2000an teks mining mulai memasuki era yang berfokus pada pengembangan analisis sentimen dan Machine Learning, kemajuan dalam deep learning menghasilkan kemampuan yang besar dalam pemahaman dan representasi teks. Seiring berkembangnya zaman dan majunya teknologi informasi, teks minig banyak digunakan dalam berbagai hal yang salah satunya adalah sentimen analisis. (Akbar, 2021)

Teks mining merupakan proses pengekstrakan data yang awalnya tidak memiliki informasi menjadi suatu pengetahuan yang dapat digunakan dan berfokus pada data atau dokumen. (Utami dan Artana, 2022) teks mining dapat digunakan dalam berbagai bidang dan aplikasi, seperti analisis sentimen di media sosial, analisis ulasan pelanggan, analisis berita dan lainnya. Dalam menggali wawasan teks yang tidak terstruktur teks mining dapat membantu memahami dan mengambil informasi yang lebih baik dalam data teks.

### 2.2. Sentimen Analisis

Pengelompok kan dan proses ekstraksi infromasi yang relevan dan bermakna dari teks yang ada dalam kalimat, dokumen, atau fitur entitas. Bagaimana pendapat yang di sampaikan dalam suatu kalimat, dokumen atau fitur entitas bersifat positif, negatif ataupun netral merupakan tugas besar dalam analisis sentimen. Sentimen analisis mengacu pada bidang yang luas dari pengolahan bahasa alami, berttituan menganalisis pendapat, sentimen, evaluasi, sikap, penilaian dan opini seseorang tentang suatu topik, ataupun kegiatan tertentu. (Sunoto dan Wasito, 2019)

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



Metode Machine Learning sering kali di gunakan dalam sentimen analisis. ini melibatkan pengujian model yang sudah diberikan label sentimen terlebih dahulu auntuk membantu mesin menganilisis secara otomatis. Algoritma Machine Learning eseperti Deep Learning, Support Vector Machine, Naive Bayes dan lainnya dapat digunakan untuk mengembangkan model analisis sentimen. Analisis sentimen memilik perang yang sangat penting dalam menilai suatu topik dan mendapatkan ginformasi bagaimana reaksi kelompok atau individu mengenai bisnis, orang, kelompok bahkan instansi pemerintah sekalipun. (Sari & Wibowo, 2019)

### 2.3. Scrapping

State

Scrapping merupakan teknik dalam pengumpulan data dengan cara melakukan eskstraksi informasi disalah satu halaman web. Tujuan umum dari Scrapping merupakan pengambilan data dalam bentuk teks yang berguna untuk analisis, keperluan bisnis dan lainnya. Namun ada beberapa halaman situs yang melarang data mereka digunakan, oleh karena itu sebisa mungkin untuk melihat kebijakan dan bijak dalam menggunakan Scrapping. Secara umum ada dua cara dalam penggunaan teknik ini yaitu secara manual dan otomatis yang menggunakan aplikasi, Extension, dan kode yang tentu saja mudah dilakukan. (Nayoan, 2020)

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau UIN SUSKA RIAU



Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis

## Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang . Klasifikasi *Naïve Bayes*

0

C 5

ta

milik

S

Sn K a

N

la

Step 1: Read the Data Read the .csv file format Step 2: Split the Data Training Testing Data Data Step 3: Learn the Naïve Naive Bayes Baves Model Learner P(A)Step 4: Use Naïve Bayes model to predict the classes Naive Bayes Predictor Step 5: Score the result Score

Gambar 2. 1. Flowchart Naive bayes

Algoritma Naive Bayes Classifier merupakan salah satu metode dalam mencari klasifikasi terhadap suatu teks. Algoritma yang digunakan dalam mencari nilai probabilitas data uji pada kategori yang paling tepat. Kenapa di namakan Naive Bayes dikarenakan diambil dari namanya yaitu naif yang berarti algoritma ini mengasumsikan independesi kondisional antar fitur walaupun fitur tersebut tidak semuanya independen. Mungkin tampak sederhana namun metode Naive Bayes dapay dikatakan cukup efektif dalam penelitian sentimen analisis terutama dalam klasifikasi teks ataupun dokumen (Cahyono dan Saprudin, 2019).

Ada beberapa jenis Naive bayes yang umum digunakan salah satunya adalah Multinomial Naive Bayes. Jenis ini sering digunakan untuk melakukan analisis sentimen dengan bentuk distribusi kata-kata. Dalam penggunaan Multinomial Naive

Kasim Riau

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

The composition of the composit

$$P(C_x) = \frac{Jumlah \ dokumen \ dalam \ kelas(x)}{Jumlah \ dokumen}$$
(2.1)

Keterangan:

= prior probabilitas yaitu setiap kelas yang dihitung dari seluruh dataset

Persamaan diatas dapat disederhanakan

$$P(C_x) = \frac{frekuensi(w)dalam kelas(x) + 1}{Total kata pada kelas(x) + jumlah kata pada kelas(v)}$$
(2.2)

Keterangan:

 $P(C_x)$ = muncul nya kata pada suatu kelas

= kelas tertentu

= kata

Posterior Probabilities=  $P(C_x) \times \frac{frekuensi(w) kelas(x)}{T.C(x) + T kata kelas(x)} \times \frac{frekuensi(w) kelas(x)}{T.C(x) + T kata kelas(x)$ (2.3)

Keterangan:

= Total kelas pada koleksi

= kelas tertentu

University of Sultan Syarif Kasim Riau = kata

UIN SUSKA RIAU



Praproses teks merupakan langkah pertama dari text mining. yang bertujuan menyiapkan data yang sebelumnya tidak terstruktur dan berantakan menjadi rdata yang berstruktur dan dapat dibaca oleh mesin dengan menghilangkan data yang stidak berguna. Tujuan utama dari Preprocess Data untuk meningkatkan kualitas data dan menyiapkan data untuk masuk ke proses berikutnya. sehingga data yang sebelumnya mentah dan tidak berarti apa-apa kan menjadi data yang berkualitas dan di mengerti oleh mesin. (Santoso, Virginia, dan Lukito, 2018)

### P. Cleaning

Rada tahap preprocessing data dilakukan serangkaian tahap dalam proses data mentah, cleaning (pembersihan) data merupakan cara untuk membersihkan data dari noise, outliers atau kesalahan lainya dan memastikan kualitas data, proses pembersihan data mencakup sejumlah tindakan untuk memastikan keberhasilan ke proses berikutnya. (Ardianto, Rivanie, Alkahfi, Nugraha, dan Gata, 2020). Salah satu hal yang penting pada tahap pembersihan data yang mengidentifikasi dan penalangan nilai yang hilang.

### 2. Stopward Removal

Stopword removal adalah salah satu langkah dalam preprocessing teks yang melibatkan penghapusan kata-kata yang tidak memberikan nilai informasi dalam analisis. penghilangan stopword dapat membantu memfokuskan analisis teks pada kata yang lebih informatif dan dapat meningkatkan akurasi analisis. (Fitriani, Utami, & Fatta, 2021)

### Stemming

Kasim Riau

Stemming adalah proses mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya (stem) yang bertujuan untuk mengurangi kata ke bentuk yang sama sehingga akar kata yang memiliki akar kata yang sama akan dianggap sebagai kata yang serupa. Proses stemming membantu dalam mengurangi dimensi dalam data teks, mempercepat mencari data teks serta membantu dalam analisis pemrosesan teks.



Salah satu alat dalam stemming adalah Natural Language Toolkit, (NLTK) merupakan sebuah alat atau pustaka yang menyediakan berbagai algoritma, fungsi dan korpus bahasa yang dapat digunakan untuk memproses dan menganalisis data manusia. Salah satu NLTK yang sering digunakan dalam teks bahasa manusia adalah Sastrawi. Alat ini menyediakan Stemming yang di rancang khusus duntuk bahasa Indonesia dengan menggunakan aturan linguistik dan heuristik untuk memproses dan menganalisis data dalam bahasa. (Utami dan Artana, 2022)

Tokenizing

dengan mengidentifikasi unit-unit penting yang dapat digunakan sebagai fitur atau input dalam tugas-tugas *Natural Language Processing*. *NLP* adalah cabang dari ilmu komputer dan kecerdasan buatan yang fokus pada interaksi antara komputer dan bahasa manusia. Tujuan utama NLP adalah untuk memungkinkan komputer memahami, memproses, dan menghasilkan bahasa manusia secara efektif. Ini melibatkan berbagai tugas, termasuk pemahaman bahasa, pemodelan bahasa, penerjemahan mesin, analisis sentimen, dan banyak lagi. (D & J, 2020) Metode tokenisasi dapat bervariasi tergantung pada bahasa yang digunakan dan konteks analisis yang spesifik.

### 2.6. Pelabelan Data

arif Kasim Riau

Pelabelan data yaitu memberikan label kepada komentar yang sudah dilakukan tahap pra-proses. Proses pelabelan data harus memperhatikan tujuan analisis, definisi yang jelas untuk label yang akan diberikan, serta mempertimbangkan metode yang konsisten dan andal untuk memberikan label kepada data. Pelabelan data melibatkan memberikan label atau anotasi pada data untuk mengidentifikasi dan memisahkan elemen-elemen data sesuai dengan kriteria tertentu. Proses ini membutuhkan pemahaman yang baik tentang tugas yang ingin dicapai dan definisi yang jelas untuk label yang akan diberikan. Data yang sudah di labelkan bisa di lanjutkan ke tahap berikutnya. (Jannah Fitriyyah, Safriadi, dan Pratama, 2019).

amic Universi



Pembobotan

Pembobotan sangat perlu dilakukan pada data yang sudah di pra-pemrosesan data yang bertujuan untuk mengubah data teks menjadi bentuk numerik yang dapat dimengerti oleh algoritma pembelajaran mesin. Data teks alami, seperti dokumen atau kalimat, tidak dapat langsung dimasukkan ke dalam model pembelajaran mesin karena model tersebut membutuhkan input numerik. Oleh karena itu, Pembobotan digunakan untuk menerjemahkan teks ke dalam representasi vektor numerik. (Ichi-pro, 2020) dari sekian banyak Pembobotan yang dapat digunakan berikut beberapa yang umum digunakan.

### 1 Bag of Word

Bag of Words adalah pendekatan yang berguna untuk merepresentasikan teks dalam bentuk numerik, meskipun sederhana dan memiliki beberapa keterbatasan. Dalam beberapa konteks, penggunaan model yang lebih kompleks seperti Word Embeddings (misalnya, Word2Vec, GloVe) dapat memberikan representasi yang lebih kaya dan kontekstual. Tf-idf merupakan bentuk modifikasi yang lebih kompleks daripada BoW. (Fahrizian, 2021)

	makanan	disini	gurih	dan	enak	biasa	saja	hambar	tidak
Review 1	1	1	1	1	1	0	0	0	0
Review 2	1	1	0	0	0	1	1	0	0
Review 3	1	1	0	1	1	0	0	1	1

Gambar 2. 2. Penggunaan BoW

**Review 1**= [1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0]

**Review 2** = [1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0]

**Review 3** = [1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1]

Dalam mencari nilai TF pada kata, dapat digunakan persamaan sebagai berikut

Sultarm Frequency = 
$$\frac{kemunculan kata}{panjang dokumen}$$
 (2.4)

Syarif Kasim Riau



 $\widehat{\mathfrak{D}}$ .8.  $\overline{\mathfrak{D}}$ Optimalisasi

0

Optimalisasi merujuk pada proses atau upaya untuk membuat sesuatu bekerja belebih efisien atau mencapai kinerja terbaik mungkin. Tujuan utama optimalisasi mencapai hasil terbaik dengan memanfaatkan sumber daya dengan baik dan banyak konteks, ini sering melibatkan penyeimbangan antara berbagai faktor, seperti waktu, biaya, dan penggunaan sumber daya. (KBBI, 2020)

Synthetic Minority Over-sampling Technique

SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) adalah sebuah metode oversampling yang digunakan dalam konteks klasifikasi pada dataset yang tidak seimbang (imbalanced). Metode ini mencoba mengatasi masalah di mana kelas minoritas dalam dataset memiliki representasi yang kurang dibandingkan dengan kelas mayoritas. Optimalisasi dapat melibatkan eksperimen dengan parameter-parameter SMOTE, penyesuaian model, dan evaluasi hasil kinerja. (ARWAN, ARDINA, ARIANA, SAMUEL, & RAMDANI, 2018)

### 2. Random Under Sampling

Random UnderSampling adalah salah satu metode yang sederhana di mana data secara acak menghapus beberapa sampel dari kelas mayoritas sehingga jumlah sampel di kelas mayoritas menjadi sebanding dengan jumlah sampel di kelas minoritas. Hal ini dilakukan untuk mencapai keseimbangan antara jumlah sampel di setian kelas dan menghindari hasil data yang bias. (Revita, 2022)

### 2.9. Evaluasi

Kasim Riau

Dalam analisis sentimen, evaluasi adalah proses penilaian atau pengukuran model yang sudah dibangun seberapa baik dan buruk kinerja model dalam melakukan dan mengidentifikasi sentimen dari data yang sudah dipersiapkan seberamnya. Evaluasi ini dilakukan untuk melihat dan menentukan sejauh mana model atau sistem dapat memberikan hasil yang akurat dan diandalkan dalam memahami sentimen yang ada pada teks atau data tersebut. Dalam penilaian evaluasi terdapat berbagai pendekatan atau perhitungan yang umum digunakan seperti *Accuracy, F1-score* dan lainnya. (AdminLP2M, 2022)



Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya

Confusion matriks

0

Confusion matrix atau matriks kebingungan adalah alat evaluasi kinerja yang digunakan dalam machine learning dan statistika, terutama untuk masalah klasifikasi. Confusion matrix membandingkan hasil prediksi model dengan nilai seberapa baik atau buruk model tersebut dalam mengklasifikasikan data. Ada empat yang merupakan representasi hasil proses klasifikasi pada confusion matrix yaitu *True* Positif, *True* Negatif, *False* Positif, dan *False* Negatif. Mari kita pahami apa itu *True* Positif, *False* Positif, *False* Negatif, dan *True* Negatif. (Anggreany, 2020)

- a. True Positif (TP): Jumlah observasi positif yang benar-benar diklasifikasikan sebagai positif oleh model.
- b. True Negatif (TN): Jumlah observasi negatif yang benar-benar diklasifikasikan sebagai negatif oleh model.
- c. False Positif (FP): Jumlah observasi negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif oleh model (dikenal juga sebagai Type I error atau kesalahan tipe I).
- d. False Negatif (FN): Jumlah observasi positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif oleh model (dikenal juga sebagai Type II error atau kesalahan tipe II

2. Accuracy

of

Kasim Riau

Akurasi (Accuracy) adalah salah satu metrik evaluasi yang paling umum digunakan dalam analisis sentimen maupun dalam berbagai masalah klasifikasi lainnya. Akurasi mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan dengan benar seluruh sampel yang diberikan. Rumus akurasi dapat dinyatakan sebagai berikat:

<u>Jumlah Prediksi Benar Tiap Kelas</u> Total Sampel uji

(2.5)

bi sini, "Jumlah Prediksi Benar" adalah jumlah sampel yang diklasifikasikan dengan benar oleh model, dan "Total Sampel" adalah jumlah seluruh sampel yang dievaluasi. (AdminLP2M, 2022)

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



> K a

N

State

Islamic University

Sultan Syarif Kasim Riau

F1-score adalah metrik evaluasi yang menyatukan presisi (Precision) dan Recall memberikan gambaran yang lebih komprehensif tentang kinerja model klasifikasi, termasuk dalam konteks analisis sentimen. Metrik ini sangat berguna ada ketidakseimbangan antara kelas positif dan negatif dalam data. Keuntungan menggunakan evaluasi ini adalah keseimbangan dalam mengukur kesalahan False positif dan False negatif. (AdminLP2M, 2022)

a. F1-score dihitung dengan menggunakan rumus berikut:

$$F1 \ score = 2 \cdot \frac{(Precision \ x \ Recall)}{Precision + Recall}$$
 (2.6)

b. Presisi (*Precision*): Rasio antara jumlah teks yang diklasifikasikan sebagai positif dengan benar dibagi dengan total teks yang diklasifikasikan sebagai positif oleh model. Presisi memberikan indikasi seberapa banyak dari teks yang diklasifikasikan sebagai positif yang sebenarnya positif.

$$Precision = \frac{True\ Positif}{True\ Positif + False\ Positif}$$
(2.7)

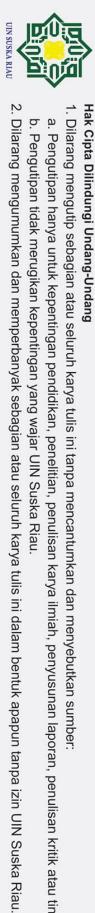
Recall (Sensitivitas): Rasio antara jumlah teks yang diklasifikasikan sebagai positif dengan benar dibagi dengan total teks yang seharusnya diklasifikasikan sebagai positif oleh model. Recall memberikan indikasi seberapa banyak dari seluruh teks positif yang berhasil diidentifikasi oleh model.

$$Recall = \frac{True Positif}{True Positif + False Negatif}$$
 (2.8)

Setelah menghitung seluruh Recal, *Precision* dan *F1-score* tiap kelas, selanjutnya akan dihitung rata-rata nilai dari *F1-score*nya dengan rumus sebagai berikut.

$$\frac{F1-score\ Negatif+F1-score\ Positif+F1-score\ Netral}{\text{Total\ kelas}}$$

$$(2.9)$$



1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber: a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

### 0 2.10. Penelitian terkait

Tabel 1. Daftar Penelitian Terkait

= =:	abel 1. Dattar Peneliti	ali i cikai	<u> </u>	
No.	Peneliti	Tahun	Judul	Hasil Penelitian
milik UIN Suska Riau	Ni Luh Wiwik Sri Rrahayu Ginantra, C. P. Yanti , G. D. Prasetya , Ida Bagus Gede Sarasvananda , I Komang Arya Ganda Wiguna	2022	Analisis Sentimen Ulasan Villa Di Ubud Menggunakan Metode Naïve Bayes, Decision Tree, Dan K-NN	Hasil analisa menunjukkan bahwa metode k-NN lebih unggul dalam menganalisis sentimen dengan prediksi sentimen 526 positif, 233 netral, 72 negatif. Performance confusion matrix menunjukkan bahwa metode k-NN unggul dengan akurasi 91.26%, <i>Precision</i> 92.97%, <i>Recall</i> 91.26%, dan overall performance 91.83%.
2	Adittia Agustian, Tukino, Fitria Nurapriani	2022	Penerapan Analisis Sentimen Dan Naive Bayes Terhadap Opini Penggunaan Kendaraan Listrik Di Twitter	Naïve Bayes menghasilkan 3 kelompok klasifikasi positif sebesar 42,98%, netral sebesar 52,02% atau negatif sebesar 0,5%. Perhitungan confusion matrix dalam menguji algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan kata dari pengguna twitter yang menghasilkan tingkat akurasi 80%, presisi 82% dan <i>Recall</i> 80%
tate Islamic Univers	Frizka Fitriana, Ema Utami, Hanif Al Fatta	2021	Analisis Sentimen Opini Terhadap Vaksin Covid-19 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine dan Naive Bayes	Hasil sentimen analisis netral diperoleh 8,76%, negatif 42,92% dan positif 48,32% untuk Naïve Bayes dan netral 10,56%, negatif 41,28% dan positif 48,16% untuk SVM.
ity of Sultan Syarif Kasim Riau	P. Arsi, B.A. Kusuma, A. Nurhakim	2021	Analisis Sentimen Pindah Ibu Kota Berbasis Naive Bayes Classifier	penelitian ini menunjukkan bahwa nilai akurasi yang diperoleh sebesar 94,33%. Dengan dilakukannya analisa sentimen ini diharapkan dapat diketahui permasalahan yang terdapat pada kontroversi topik pemindahan ibukota, sehingga dapat dijadikan sebagai bahan evaluasi untuk kepentingan
asim Riau			14	



2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau. b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau. Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

Kasim Riau

0				
Hak cipta milik UIN Sus	Renaldy Permana Sidiq , Budi Arif Dermawan, Yuyun Umaidah	2020	Sentimen Analisis Komentar Toxic pada Grup Facebook Game Online Menggunakan Klasifikasi Naïve Bayes	lebih lanjut  dapat disimpulkan proses dari klasifikasi sentimen komentar toxic di grup komunitas AOV dari komentar yang divalidasi sejumlah 1500 dengan sentimen non-toxic sejumlah 1237 komentar, dan 263 sentimen toxic. dengan akurasi sebesar 75%, <i>Precision</i> sebesar 63%, <i>Recall</i> sebesar 67%, dan F-measure sebesar 64%.
ska Riau	Immanuel Olive Djaja Putra, Kestrilia Rega Prilianti , Paulus Lucky Tirma Irawan	2020	Implementasi Text Mining Untuk Analisis Opini Masyarakat Terhadap Kinerja Layanan Transportasi Online Dengan Analisis Faktor	Dari hasil penelitian didapatkan hasil akurasi klasifikasi data uji sentimen pada objek Grab adalah 74,34% dengan jumlah data 152 tweet dan data latih 597 tweet, sedangkan hasil akurasi klasifikasi data uji pada objek Gojek adalah 68,84% dengan jumlah data 565 tweet dan data latih 2249 tweet. Hasil akurasi diperoleh dengan menggunakan nilai threshold sebesar 1.1.
State Islamic Univers	Vynska Amalia Permadi	2020	Analisis Sentimen Menggunakan Algoritma Naive Bayes Terhadap Review Restoran di Singapura	Hasil pengujian pengklasifikasian data kemudian dianalisis akurasinya. Hasil pengelompokan review kepuasan pengunjung menggunakan algoritma naïve bayes memberikan nilai akurasi sebesar 73%. Visualisasi hasil klasifikasi dari analisis kemudian ditampilkan pada aplikasi berbasis web.
lamic University of Sultan Syarif K	Rani Puspita , Agus Widodo	2020	Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS	Hasil penelitian menunjukan bahwa analisis sentimen terhadap data Twitter terhadap layanan BPJS dengan menggunakan metode KNN mencapai tingkat akurasi 95.58% dengan class <i>Precision</i> untuk pred. Negatif adalah 45.00%, pred. Positif adalah 0.00%, dan pred. Netral adalah



2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau . Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

0

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang 1 96.83%. Lalu pada metode 8 Decision Tree tingkat ~ akurasinya mencapai 96.13% C dengan class Precision untuk 5 pred. Negatif adalah 55.00%, ta pred. Positif adalah 0.00%, dan milk pred. Netral adalah 97.28%. yang terakhir adalah Dan metode Naïve Bayes yang ⊂ Z mencapai akurasi 89.14% dengan class Precision untuk S pred. Negatif adalah 16.67%, Sn pred. Positif adalah 1.64%, dan pred. Netral adalah 98.40%. 90 Rian Ardianto, Tri 2020 Sentiment Perbandingan dua algoritma menghasilkan prediksi yang N Rivanie, Analysis On E-Yuris Alkhalifi Sports For diperoleh bahwa algoritma a Naïve Bayes dengan SMOTE Fitra Education Septia Nugraha. Curriculum mendapatkan nilai akurasi Windu Gata Using 70.32%, dan nilai AUC 0.954. Naive Bayes Sedangkan Support And Vector Support Vector dengan Machine **SMOTE** Machine mendapatkan nilai akurasi 66.92% dan nilai AUC 0.832. hasil Dari ini dapat disimpulkan bahwa algoritma Naïve Bayes memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma Support Vector Machine. Sitti Nurul Jannah 2019 Analisis dari penelitian Hasil 10 Fitriyyah, Sentimen Calon diperoleh bahwa dilakukan te Novi Safriadi, Presiden pengujian 3 kelas dan 2 kelas Islamic University of Sultan Enda Esyudha Indonesia 2019 untuk setiap pasangan calon Pratama dari Media Sosial (paslon). Pada pengujian 3 Twitter kelas paslon 01 dan paslon 02 Menggunakan didapat hasil akurasi berturut-Metode Naive turut sebagai berikut 64,6% dan 58%. Sedangkan pada Bayes pengujian 2 kelas paslon 01 dan paslon 02 didapat hasil akurasi berturut-turut sebagai 77,7% berikut dan Performansi tertinggi terdapat pada calon presiden nomor urut dua dengan nilai fmeasure sebesar 0,88 Rita Apriani, 2019 Analisis Pengujian berdasarkan nilai **Dudih Gustian** Sentimen Dengan class Negatif, class Positif, Naïve Bayes Recall, dan Accuracy pada



2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau . Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

0 Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang 1 Terhadap analisis sentimen. dengan nilai 8 Komentar Accuracy performance yang ~ **Aplikasi** baik sebesar 97,13%, dengan C Tokopedia nilai Precision 1 Sementara 5 ta pada Class Recall dihasilkan nilai 95,49% (Positif class: 3 Negatif). Dan nilai **AUC** 0,980. 12ِ Retno Sari, 2019 Penerapan Dari pembuatan website ini Yulia Algoritma Naive penerapan algoritma Ratih  $\overline{z}$ Hayuningtyas Bayes Untuk Bayes untuk analisis sentimen S **Analisis** bahasa Indonesia pada wisata Sn Sentimen Pada Taman Mini Indonesia Indah Wisata **TMII** berbasis website dapat Ka Berbasis Website disimpulkan bahwa website ini N memberikan informasi a mengenai opini yang ada dan mengklasifikasikanya serta mendapatkan hasil apakah opini tersebut opini yang positif atau opini yang negatif. 13 Fransiska Vina 2019 Analisis Hasil penelitian menunjukkan Sari Sentimen bahwa metode Naïve Bayes Pelanggan Toko tanpa penambahan fitur Jd.Id Online mampu mengklasifikasi Menggunakan sentimen dengan nilai akurasi Metode Naïve sebesar 96,44%, sementara Bayes Classifier jika ditambahkan fitur **Berbasis** pembobotan tf-idf disertai konversi ikon emosi mampu Konversi Ikon State Emosi meningkatkan nilai akurasi menjadi 98% Analisis Sentiment Yono Cahyono, 2019 Hasil pengujian 145 yang Saprudin Tweets Berbahasa dilakukan penggunaan lamic Universit Sunda seleksi fitur Chi Square Menggunakan Statistic dapat mengurangi Naive Bayes fitur-fitur yang tidak relevan Classifier dengan pada proses klasifikasi Naïve Seleksi Feature Bayes Classifier dengan Chi Squared akurasi sebesar 78.48 %. Statistic 15 Yonathan Sunoto, 2019 Analisis urutan memiliki yang **Budi Wasito** sentimen **Testimonial** positif tertinggi Sultan Syarif Kasim Riau Wisatawan adalah Jakarta Pusat (80,7%) Menggunakan lalu Jakarta Utara (71,2%), Text Mining Jakarta Timur (65,1%),Dengan Metode Jakarta Barat (65%) dan Naive Bayes Dan Jakarta Selatan (63,8%). Decision Tree, Studi Kasus Pada



2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau . Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

# Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

0 1 Hotel - Hotel Di 8 Jakarta 16 Adhi Viky 2018 Analisis Sentimen Algoritma Naïve Bayes **Twitter** Classifier efektif Sudiantoro, sangat 0 ta Eri Zuliarso Menggunakan untuk digunakan sebagai Text proses klasifikasi tweet yang Mining milik Dengan Algoritma dibutuhkan dalam sistem Naïve analisis sentiment ini dimana Bayes Classifier nilai yang di dapatkan dalam  $\subset$ pengujian sampai 84%. 300 Z data yang dibagi menjadi 2 S yaitu data latih sebanyak 200 Sn data dan data uji berjumlah 100 data. Hasil dari ka klasifikasi diketahui bahwa N 100 data yang diuji masuk a dalam kategori sentimen negatif. 17 ValoniaInge 2018 Penerapan sistem dapat melakukan sentiment analysis Santoso, Sentiment dengan Gloria Virginia, Analysis Pada menggunakan kelas Yuan Lukito Hasil Evaluasi sentimen. Akurasi tertinggi Dosen Dengan SVM pada sistem ini yaitu Metode Support 67,83%. Vector Machine Klasifikasi tweet bersentimen 18 Herianto 2018 Penerapan Text-Mining Untuk lebih akurat jika data latih Mengidentifikasi yang di gunakan semakin Pengguna Twitter banyak dalam data Terhadap pengetahuan. Analisis tidak State Fenomena Peran berjalan maksimal terhadap Dpr RI bahasa asing dan bahasa daerah. Semakin banyak data Islamic Universit latih dan mempunyai jumlah data latih dengan jumlah kategori yang sama antar kategori maka nilai sama antar kategori maka nilai sentimen yang didapat akan semakin bagus sentimen yang dihasilkan 19 Sistem Billy Gunawan. 2018 Analisis Hasil penguiian Helen Sasty Sentimen menunjukkan pada pengujian pada Sultan Syarif Kasim Riau Produk Pratiwi, Enda Ulasan 3 kelas (negatif, netral dan Esyudha Pratama Menggunakan positif) hasil terbaik Metode Naive didapatkan pada 90% data Bayes latih dan 10% data uji dengan nilai akurasi 77.78%, Recall 93.33% dan Precision 77.78% dan pada pengujian 5



0

I a ~

20,

= |

S

S

ka

Ria

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

cipta

Shima Fanissa, M. Ali Fauzi,

Sigit Adinugroho

2018

Analisis Sentimen Pariwisata di Kota Malang Menggunakan

Metode Naive Bayes dan Seleksi Fitur Query

Expansion

Precision 59.33 %. Pengujian pada penelitian ini adalah uji akurasi dengan menggunakan variasi rasio seleksi fitur, hasilnya seleksi fitur 75% memiliki akurasi terbaik sebesar 86.6%.

kelas hasil terbaik didapatkan

pada 90% data latih dan 10%

data uji dengan nilai akurasi 59.33 %, Recall 58.33 % dan

IN SUSKA RIAU

# Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

21

## Sn X a

Z a

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

## 0 I lak cipta 3

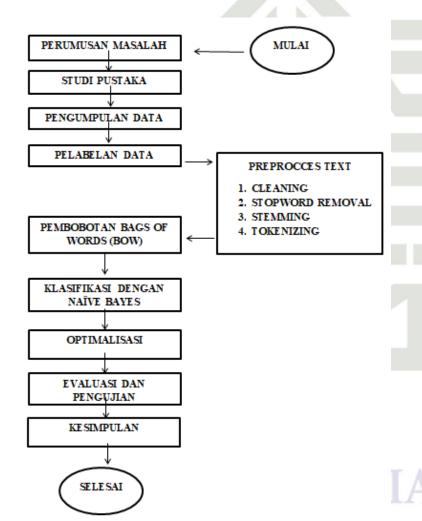
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

**BAB III** 

## **METODOLOGI PENELITIAN**

Pada bab ini pembahasan akan difokuskan pada kerangka dan susunan kerja secara sistematis agar mencapai tujuan yang di inginkan. Berikut gambaran dan alur penelitian dalam tugas akhir ini. S



Gambar 3. 1. Desain penelitian



Perumusan Masalah

Perumusan masalah merupakan proses pertama dalam metodologi penelitian yang Perumusan masalah merupakan proses pertama dalam metodologi penelitian yang dalam dilakukan, tahapan ini merumuskan masalah dan mempelajari masalah yang terjadi 🕏 erta pada tahapan ini akan ditemukannya latar belakang permasalahan dari penelitian wang dilakukan. Perumusan masalah yang akan dilakukan adalah bagaimana cara Enerapkan metode Naive Bayes untuk mengklasifikasikan sentimen masyarakat, membandingkan beberapa pembobotan dan mengoptimalisasikan kinerja model terhadap Kinerja Kepolisian Republik Indonesia pada media sosial Facebook, serta Emelihat Tingkat akurasi dari metode klasifikasi *Naive Bayes*.

## 3.2. Studi Pustaka

Studi pustaka bertujuan menggali semua informasi serta referensi yang diperlukan. Informasi dapat berupa buku, makalah, jurnal, *youtube* dan referensi lainnya yang dapat mempermudah penelitian.

University of Sultan Syarif Kasim Riau

1. Scrapping
Data scrapping merupak
publik yang digunakan unt
lainnya. Yang akan di 3si
menggunakan kata kunci si
data kamentar terhadap kata Data scrapping merupakan proses pengumpulan data secara otomatis dari web publik yang digunakan untuk mengekstrak informasi seperti gambar, paragraf dan Yang akan di 3simpan pada sebuah dokumen. Data yang di scrapping menggunakan kata kunci seperti "#PercumaLaporPolisi" yang menghasilkan 1052 data komentar terhadap kata kunci tersebut.



\$24. Preprocessing Teks

Takap Preprocess teks merupakan tahapan sangat penting untuk analisis sentimen. Pahapini berfungsi mempersiapkan dan membersihkan data yang tidak memiliki arti makna agar hasil penelitian yang akurat. Pada penelitian ini menggunakan 4 Pahapan teks preprocess:

1. Cleaning

Tahap Cleaning merupakah tahap yang sangat penting di mana pada tahap ini data yang sudah di simpan segera di proses *cleaning* untuk membersihkan data komentar dari *link*, spasi yang berlebih, mengganti bahasa singkat menjadi kata aslinya menghapus data komentar yang tidak alfabet, menghapus angka, mengecilkan huruf alfabet dan lainnya.

2. Stopword removal

Stopword removal merupakan salah satu langkah penting dalam preprocessing teks yang melibatkan penghapusan kata-kata umum yang tidak memberikan nilai informasi penting dalam analisis.

3. Stemming

Stemming adalah proses mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya (stem) yang bertujuan untuk mengurangi kata ke bentuk yang sama.

4. Tokenizing

ersity of Sultan Syarif Kasim Riau

Tujuan dari tokenisasi adalah untuk memudahkan analisis teks lebih lanjut dengan mengidentifikasi unit-unit penting yang dapat digunakan sebagai fitur atau input dalam tugas-tugas NLP.



҈3.5.∰elabelan Data

Eahap berikutnya adalah proses pelabelan data menjadi 3 label kelas yaitu label megarif, netral dan positif. Data yang dikumpulkan melalui proses scrapping yang berjumlah 1052 komentar. Proses pembagian split data akan dilakukan dengan berbagai jenis kombinasi untuk mendapatkan hasil yang terbaik. Pelabelan manual delah dibantu oleh Dra. Zulnismarty M.pd. selaku guru bahasa Indonesia. Berikut pelabelan data pada penelitian ini.

## 3.6. Pembobotan

1. Bag of Word

Tahap berikutnya merupakan salah satu hal yang cukup penting yaitu melakukan proses pembobotan, data yang sudah di *preprocess* tadi akan di lakukan tahap Bag of Words, pendekatan yang berguna untuk merepresentasikan teks dalam bentuk numerik.

## 3.7. Klasifikasi Dengan *Naive Bayes*

Tahap klasifikasi, dilakukan metode pengujian dengan algoritma *Naive Bayes* dalam menentukan sentimen dari data komentar yang sudah di proses sebelumnya. Proses kalsifikasi ini dilakukan dengan menggunakan bahasa Pemrograman Python. Sehingga akan menghasilkan tingkat akurasi klasifikasi *naive bayes* pada penelitian ini. Algoritma Naïve Bayes Classifier Pada saat proses klasifikasi algoritma akan mencari probabilitas tertinggi dari semua kategori dokumen yang diujikan.

## 3.8. Optimalisasi

rif Kasim Riau

eptimalisasi merujuk pada proses atau upaya untuk membuat sesuatu bekerja lebih efisien atau mencapai kinerja terbaik mungkin. Tujuan utama optimalisasi adalah mencapai hasil terbaik dengan memanfaatkan sumber sekecil mungkin. SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) adalah sebuah metode oversampling yang digunakan dalam konteks klasifikasi pada dataset yang tidak seimbang (imbalanced).

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



3.9. Implementasi Pengujian
Implementasi merupakan tahap pelaksanaan
membutuhkan berbagai macam sumber daya seperti: Implementasi merupakan tahap pelaksanaan hasil perancangan. Penelitian ini

Prosesor

: LAPTOP-SGNFDIEP

: AMD A4-9125 RADEON R3, 4 COMPUTE CORES 2C+2G

: 4,00 GB (3,87 GB dapat digunakan) RAM terinstal

Perangkat lunak

: 8ADDAFBC-F741-4F4D-AB48-DA4AAD84D5CA **P** perangkat

**ID Produk** : 00327-35199-12101-AAOEM

Sistem operasi : 64-bit, prosesor berbasis x64

Bahasa Pemrograman: Python

Pengembangan : Google Colab

Web Browser : Chrome

3.10. Pengujian dan Evaluasi

Fada tahap ahkir pengujian menggunakan algoritma Naive Bayes dan menggunakan dua Pembobotan berbeda yang akan mengklasifikasikan apakah dokumen tersebut bersentimen positif, negatif maupun netral menggunakan data yang sudah di labelkan tersebut. Lalu akan di hitung evaluasi yaitu perhitungan Accuracy dam F1-score untuk mendapatkan hasil yang maksimal ebagai standar penelitian

Sultan Syarif Kasim Riau

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber



## **BAB V**

## KESIMPULAN DAN SARAN

## Hak Cipta Dilindungi Undang-0 .1. Kesimpulan

0

I

ak

C ipta

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

- 1. Hasil model klasifikasi naive bayes dapat bekerja dengan baik dan mampu mongidentifikasi ketiga kelas, yaitu netral, negatif dan positif.
- 2. Proses klasifikasi Naïve Bayes menggunakan pembobotan BoW sebelum dilakukan optimalisasi hasil evaluasi mendapatkan nilai akurasi yang cukup tinggi sebsesar 79%.
- 3. Menggunakan teknik optimalisasi seperti Smote yang berfungsi untuk membantu kelas yang tidak seimbang dan membantu kelas yang minoritas untuk memberikan model pembelajaran dalam mengenal dan mengidentifikasi lebih baik. Terlihat data sebelum dan sesudah dilakukan teknik optimalisasi ini memberikan perbedaan yang cukup signifikan sehingga teknik optimalisasi ini cukup baik dalam penelitian. Dengan hasil yang meningkat pada akurasi sebesar 82% dan nilai rata-rata F1-Score mencapai 74%. amic University of Sultan Syarif Kasim Riau

## UIN SUSKA RIAU

56



2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau . Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

± © 5.2. ∑Saran

Berdasarkan penelitian yang sudah diperoleh, maka penulis sedikit memberikan saran untuk melakukan penelitian lebih lanjut dengan cara:

. Penelitian berikutnya dapat menggunakan data dari sosial media Taporan,wawancara dan lainnya.

Menggunakan metode pembobotan yang lainnya.

3. Pengumpulan data berupa suara atau gambar dan video.

4. Menerapkan klasifikasi lainnya seperti K-Nearest Neighbord, Deep Belive Netword, Super Vector Machine dan metode lainnya.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya

0

I

a ~

## **Daftar Pustaka**

C AdminLP2M. (2022, February 21). lp2m. Diambil kembali dari lp2m.uma.ac.id: https://lp2m.uma.ac.id/2022/02/21/analisis-sentimen-sentiment-analysis-3 definisi-tipe-dan-cara-kerjanya/

Agustian, A., Tukino, & Nurapriani, F. (2022). Penerapan Analisis Sentimen Dan Naive Bayes Terhadap Opini Penggunaan Kendaraan Listrik Di Twitter. S Sn JURNAL TIKA, 243-249.

Akbar, Z. I. (2021, april 23). School of information system. Diambil kembali dari Binus University: https://sis.binus.ac.id/2021/04/23/apa-itu-text-mining/ a

Anggreany, M. S. (2020). confusion matrik. Binus University.

Apriani, R., & Gustian, D. (2019). Analisis Sentimen Dengan Naïve Bayes Terhadap Komentar Aplikasi Tokopedia. Jurnal Rekayasa Teknologi Nusa Putra, 54-62.

Ardianto, R., Rivanie, T., Alkahfi, Y., Nugraha, F. S., & Gata, W. (2020). Sentiment Analysis On E-Sports For Education Curriculum Using Naive Bayes And Support Vector Machine. Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi, 109-122.

Arsi, P., Kusuma, B., & A.Nurhakim. (2021). Analisis Sentimen Pindah Ibu Kota Berbasis Naive Bayes Classifier. JURNAL INFORMATIKA UPGRIS, 1-6.

ARWAN, ARDINA, V., ARIANA, L. R., SAMUEL, F., & RAMDANI, D. ersity Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) (2018).Algorithm For Handling Imbalanced Data. Binus University.

Cahyono, Y., & Saprudin. (2019). Analisis Sentiment Tweets Berbahasa Sunda ultan Menggunakan Naive Bayes Classifier dengan Seleksi Feature Chi Squared Statistic. Jurnal Informatika Universitas Pamulang, 87-94. S

& J, M. (2020). Speech and Language Processing. Speech and Language f Kasim Riau Processing.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya

0

Dicoding. (2023,5 31). Diambil kembali Dicoding: dari https://www.dicoding.com/blog/python-pengertian-contoh-penggunaan-C 0 dan-manfaat-mempelajarinya/

Fahrizian, A. (2021, November 1). Medium.com. Diambil kembali dari Medium.com: https://medium.com/data-folks-indonesia/bag-of-words-vs- $\subset$ tf-idf-penjelasan-dan-perbedaannya-3739f32cdc72 Z

Fanissa, S., Fauzi, M. A., & Adinugroho, S. (2018). Analisis Sentimen Pariwisata S di Kota Malang Menggunakan Metode Naive Bayes dan Seleksi Fitur ka Query Expansion Ranking. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi N a dan Ilmu Komputer, 2766-2770.

Fitriani, F., Utami, E., & Fatta, H. A. (2021). Analisis Sentimen Opini Terhadap Vaksin Covid-19 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine dan Naive Bayes. Analisis Sentimen Opini Terhadap Vaksin 5 Covid-19 Vol. No. pada Media Sosial, 1.

Ginantra, N. S., Yanti, Prasetya, Sarasvananda, I. G., & Wiguna, K. G. (2022). Analisis Sentimen Ulasan Villa Di Ubud Menggunakan Metode Naïve Bayes, Decision Tree, Dan K-NN. JANAPATI, 205-2016. S

Ginawan, B., Pratiwi, H. S., & Pratama, E. E. (2018). Sistem Analisis Sentimen Islamic pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes. Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika, Vol. 4.

Herianto. (2018). Penerapan Text-Mining Untuk Mengidentifikasi Pengguna Ve Twitter Terhadap Fenomena Peran Dpr RI. ISSN 2088-060X, 36-44.

Ichi.pro. (2020). Diambil kembali dari Ichi.pro.

Jannah Fitriyyah, S. N., Safriadi, N., & Pratama, E. E. (2019). Analisis Sentimen ıltan Syarif Kasim Riau Calon Presiden Indonesia 2019 dari Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes. (urnal Edukasi dan Penelitian Informatika, Vol. 5 No.3.



# Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya

0

KBBI. (2020, September 20). KBBI digital. Diambil kembali dari KBBI digital: https://www.kbbi.divedigital.id/2020/09/apa-itu-optimalisasi-pengertian-C 0 manfaat.html

NapoleonCat Sp. z o.o. (2023, 5 31). NapoleonCat=stats. Diambil kembali dari https://napoleoncat.com/stats/social-media-users-in-= NapoleonCat:  $\subset$ indonesia/2023

Nayoan, A. (2020, Januari 13). Niaga Hoster. Diambil kembali dari Niaga Hoster.com: https://www.niagahoster.co.id/blog/web-scraping/

Ottiver, A. (2022, Januari 22). Glints. Diambil kembali dari Glints.com: https://glints.com/id/lowongan/google-colab-adalah/

Permadi, V. A. (2020). Analisis Sentimen Menggunakan Algoritma Naive Bayes Terhadap Review Restoran di Singapura. Jurnal Buana Informatika, 141-151.

Polri. (2021). Sejarah. Diambil kembali dari Webstie resmi polri.

Puspita, R., & Widodo, A. (2020). Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS. State Jurnal Informatika Universitas Pamulang, 646-656.

Putra, I. D., Prilianti, K. R., & Irawan, P. T. (2020). Implementasi Text Mining amic Untuk Analisis Opini Masyarakat Terhadap Kinerja Layanan Transportasi Online Dengan Analisis Faktor. *Jurnal SimanteC*, 1-9.

Revita, T. (2022, November 27). Random Sampling. Diambil kembali dari Daily Social id: https://dailysocial.id/post/random-sampling

Riantana, A. (2020, september 14). apa itu facebook. Diambil kembali dari portal uang.com: https://portal-uang.com/facebook/

Santoso, V. I., Virginia, G., & Lukito, Y. (2018). Penerapan Sentiment Analysis Syarif Kasim Riau Pada Hasil Evaluasi Dosen Dengan Metode Support Vector Machine. JURNAL TRANSFORMATIKA, Volume 14, Nomor 2.



# Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya

0

Z

## F. V., & Wibowo, A. (2019). Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi C 0 Ikon Emosi. Jurnal SIMETRIS, 681-686.

- Sari, R., & Hayuningtyas, R. Y. (2019). Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk <del>-</del> Analisis Sentimen Pada Wisata TMII Berbasis Website. IJSE – Indonesian  $\subset$ *Journal on Software Engineering*, 51-60.
- Sidiq, R. P., Dermawan, B. A., & Umaidah, Y. (2020). Sentimen Analisis S Komentar Toxic pada Grup Facebook Game Online Menggunakan ka Klasifikasi Naïve Bayes. Jurnal Informatika Universitas Pamulang, 356-N a 363.
- Sudiantoro, A. V., & Zuliarso, E. (2018). ANALISIS SENTIMEN TWITTER MENGGUNAKAN TEXT MINING DENGAN ALGORITMA NAÏVE BAYES CLASSIFIER. Prosiding SINTAK, 398-401.
- Sunoto, Y., & Wasito, B. (2019). Analisis Testimonial Wisatawan Menggunakan Text Mining Dengan Metode Naive Bayes Dan Decision Tree, Studi Kasus Pada Hotel – Hotel Di Jakarta. *Jurnal Informatika dan bisnis*, 43.
- Utami, N. W., & Artana, M. (2022). TEXT MINING DALAM ANALISIS ate SENTIMEN PEMBELAJARAN DARING DI MASA PANDEMI COVID Islamic MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR. JINTEKS (Jurnal Informatika Teknologi dan Sains), 140-148.
- Valeria. (2023, October 13). PerpusTeknik. Diambil kembali dari sbahasaversity of Sultan Syarif Kasim Riau pemrograman-python/



## LAMPIRAN A

## DATA SET DAN PELABELAN MANUAL

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau. a. Pengut b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar ulin suska ruau.

b. Pengut	Dilarang n     Penguti	Hak Cipta Di	DATA SET DAN PELABELAN MANUAL	
par	NO	Ī	Komentar	Label
Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.	ا dutip sebagiar ماراند	ingi Undang-U	Wajar masyarakat berkata percuma lapor polisi pak kapolda cb lihat kebawah apa jangan kesamping apa lg ke ataspolisi indonesia sangat bobrok dlm hal mengayomi dan mengamankanemang bnr tidak smua polisi itu kurang ajar tp yang prlu bpk kapolda tau	VEGATIF
	р Т	ndang	anda ingat intitusi anda itu di danai sama uang rakyat harusnya intitusi anda introspeksi diri bagaimana caranya agar masyarakat bisa mencintai dan percaya dengan intitusi anda	NEGATIF
	қақуа tulis in Indidikan n		lapor kesanaBila patungnya diam tak peduli kami makalauum kok tapi tidak sakit hati =	NEGATIF
	i <del>Lt</del> anpa men		Sudah terlanjur image itu terbangun di masyarakat Ya jangan salahkan juga mungkin karna peristiwa peristiwa yang pernah terjadi memang yang dialami masyarakat begitu Dan itu tetap menjadi omongan dijalanan DILEMATISKAN	NEGATIF
	Gantumk Mulisan I		Pada kenyataanya lapor polisi malah rugi sudah jatuh ketimpa tangga kecuali kalo viral uuuhhh langsung gerak cepat	NEGATIF
	ക്ക dan mer arva ilmiah		Saya percaya sama satu polisi di rumah saya teman pengajian tak sombong tak sok kuasa bicara santun selalu menyapa pada siapa pun orang nya ikhlas banget semoga polisi se nkri seperti dia semua	NEGATIF
	~	A Second	Udab terbukti Ambarita salah prosedure Itu kan bawahan polda coba liat lagi videonya pak gImna gayanya polisi yang namanya Ambarita dkk Belum lgi gaya2 pas ppkm dgn pas pasmpres izroi jangan hapalan pasal saja pak yang seeing diucaP	NEGATIF
	aporan penulisan kritik atau tinjalan suatu masala		Mungkin kalau sudah jadi polisi hukum merasa dia yang punya Terus kalau urusan dengan polisi kita seperti sangat² dipihak yang lemah Akhirnya posisi kita yang lemah itulah yang dimanfaatkan oleh oknum polisi agar kita keluar uang KEBANYAKAN OKNUM KARENA MEMANFAATKAN JABATAN	NEGATIF
	9.		Cara nya mudah untuk sidak kinerja kepolisian jd menjadi masyarakat sipil N contehnya menjadi supir pick up jalan lah sepanjang perjalanan Sumatra maka akan terlihat apa yang terjadi saya slaku rakyat sipil aja pernah di minta uang	NEGATIF
j	10.		untuk menjawabnyakarena mereka sendirilah yang tahu jawabannya	NEGATIF
9	11.		jadi SOPER truk antara Jawa timur sampe merak nanti bapak tau kelakuan ana	VEGATIF
	masala		Kasim	

NO.	Komentar	Label
12. Dila	POLISI yang baik itu cuman ada tiga1 Alm Pak Hugeng mantan kapolri2 Patung Polisi T	NEGATIF
engutip	Kasus kelas atas dari pihak luar rezim tidak pernah di proses itu contoh nyata gimana pak polisi Kenapa itu terjadi tidak tau lah	NEGATIF
an hanya u	Banyak bukti pak polisi oknum² dari kepolisian yang melanggar hukum itu sendiri ini bicara bukan institusi tp oknum polisi sadari dan benahi pak bikin aturan salah satu modal masuk polisi ahkalauaku yang baik/moralitas yang baik banyak oknum	NEGATIF
Rengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar.  Pengutipan tidak merugikan kepentingan pendidikan, pe	Di thin yang lalu saya pernah ditipu oknum polisi polda sumsel propam pulaMobil saya dipinjam oknum polisi lalu digadaikan sebesar 30 jt dengan bunga tinggi 30 persen perbulan stlah 2 bln br ketahuan Stlah saya desak oknum tsb pasrah tk mampu lg mengembalikan	NEGATIF
seluron I	polisi hebat	POSITIF
kanya endidii	masyarakat lebih percaya sama tuhan	NETRAL
ya tukis ini tanpani idikan, penelitian,	Kaló-lapor polisi urusannya rumit bolak-balik belum tentu ada hasil kalo yang punya duit enak biar pengacara yang urus Pengalaman sekali bikin laporan perampasan mobil sama debcolektor Jam 9 pagi datang terus nunggu dulu jam 12	NEGATIF
Suisks	Pantesan masayarakat banyak yang gulung tikar tidak percaya banget sih sama polisi	NEGATIF
tanpæmenæntumkan nelitian, penulisan kar	Memang benar pernyataannya kalau masyarakat ntidak percaya sama polisi akan rugi tpi sebaliknya kalau terlalu percaya sama polisi akan LBH rugi bahkan mendatantidakan bencana besar khusus di keuangan	NEGATIF
<del>d</del> an me 24an me	Semboyan MENGAYOMI itu di ganti sama MENGAMPLOPI sebab polisi itu semakin rendah pantidakat nya semakin ganas cari duit di lapangan	NEGATIF
webutkan penyusur	jangan salahkan kalau masyarakat lebih banyak yang tidak percaya kepada polisi bahkan hanya sebagian saja polisi yang bisa di percaya oleh masyarakat Dan sudah pastamasyarakat punya jawaban masing masing	NEGATIF
sgnber: 24.	Pada Dasarnya kita masih percaya kinerja Polisi masalah nya Mengapa ada Netizen yang membuat Tagar seperti itu ? Berarti ada yang salah ? Hayu Introspeksi diri	POSITIF
n. 24.	Dimana ruginya praktek di masayaarat memang ga percayalebih2 ama polisi lalulahtas yang gendut2 sangat arogan	NEGATIF
llisan kritik a	Kami masyarkat masih percaya polisi tak terbayang jadinya kalau tak ada polisi di negeri ini kalau soal oknum ada di setiap instansi juga orang jahat orang licik tidak amanah	POSITIF
26.	terserah anda saja pak	NETRAL
tinjauan suatu masala	Syarif Kasim	



Komentar Label Polisi film india datang lambat urus kasus harus pake uang **NEGATIF** Maran@mengutip Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau. Cipta Dilindungi Penbutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penel ggimana mau percaya kalo oknumnya rata seperti itu bukannya gmn tp sikap seperti **NEGATIF** itulah yang harus di benahi bayangin kalo polisi kayak satpam bank kita datang di layani dengan baik pasti citra polisi akan jauh lbh baikt श्रुebagian al क्रिय seluruh kar क्रु tulis ini Saya hanya percaya sama satu polisi yaitu alm om saya alias adik alm papa saya Alm **NEGATIF** orgnya baik humoris menyenantidakan profesinya dokter kepolisian dulu dinas di RS POLRI kramatjati & tiap saya sakit alm om slalu datang utk periksa & obati saya **NEGATIF** Saya pernah dapat kasus 5 tahun yang lalu motor dilarikan Orang dan kena tipusaya lap bukan Nya balik malahan saya keluar duit dah gitu mereka para oknum minta beliin Rokok dan minta bawain Martabak Sejak itu para polisi yang ada di Facebook dan WA Saya Blokir pak Kapolda mudah mengatakan demikian krn tidak pernh menjid korban coba **NEGATIF** andakan jk Pak Kapolda bkn seorang Jenderal hny Masaya biasa yang tidak punya power dan tidak mendapatkan kepuasan sbg korban anpa mencantumkan dan Rugi ya gapap pak wong polisi bnyak merugikan rakyat kecil dalam artian bukn **NEGATIF** materi tp hak &keadilan di negri inibila di bilng rugi dgn adanya rasa aman&tentram itu juga sm sekali tidak ada sebagai hamba ALLahH yang BERIMAN **NEGATIF** Ini kapolda ga paham inti tagar yang sejatinya Kalo ga ngerti aku beri sedikit pencerahan pak Artinya di institusi bapak banyak noda Itu harus dihilantidakan diperbaiki Gimana penembakan di jalan tol pak kapoldaitu tanggung jawab kamukamu yang **NEGATIF** meny butkan su perintah penyusunan laporan, Kenyataan nya emang bgitu pak di trima saja susah mau di ucapkan dngn kata yang **NEGATIF** jelas makin parah hancur kami mau berlindung sama siapa lagi bpk kalau sudah bgini. Kami masrakat kecil bisa apayang jelas GUWE PERCAYA dengan polisi kerja yang **NEGATIF** sangat nyata menjaga negaranya dengan baik dn dimana bencana para polisi slalu hadir untuk menolong masyarakatnya sehat slalu para TNI AMIIIIIIIN YA ALLAH <u>denulisan kritik atau t</u>injauan suatu masala 37. Buktinya saya sudah laporan dari tgl 06 april 2022 Di LP terlapor kena pasal 378 dan **NEGATIF** 372 dan saya korban pelapor sudah ambil dan antar dari polsek setiabudi ke saksi dan terlapor knp Mendem Memang saya brp hari mau di ajak ngopi saat saya protes knp lama kasusnya saya ... Di rezim ini polisi memang tidak bisa di percaya tidak usah banyak cerita pak 38. **NEGATIF** Syarif Kasim

Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

NO,	Komentar	Label
Hak Cipta 91. Dilarar a. Pen	bukam tidak percya masalahnya tidak semua polisi itu jahat atau bertintidakh banyak juga polisi yang baik cm kami harap institusi polisi itu jika menindk dn menangani suati mslah jagn terllu arogan tindak lah dengan baik dn bermartbat	NEGATIF
Dilindun ∰mengu gutipan h	Waduuhh padahal semenjak saya dewasa belum pernah percaya sama mereka apalagi dar kenyataan di lapangan	NEGATII
Cipta Dilindungi Undang-Undang larant mengutip sebagian atqu seluruh tarya tulis iq tanpa meticantu Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisa Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau	kenyataannya polisi itu ujungnya duit faktanya di lapangan makannya percuma juga-lapor polisi kalau dipikir ada peluang duit tanpa lapor pun biasanx polisi langsung pura peduli bukankah begitu!? tapi bahasa kantor biasanx sll nunggu laporan	NEGATII
tang 段 seluruh 袋 pentingan pen	70% masyarakat lapor polisi itu karena urusan administrasi seeprti kehilangan surat- surat penting yang harus ada surat kehilangan Soal menjadi korban kriminalisasi kadang masih ragu Lapor polisi	NEGATII
Karya tulis endidikan,	Kalau banyak yang tidak percaya kinerja polisi artinya intropeksi lihat kebawah apa yang menjadi penyebab ketidakpercayaan dan simpati masyarakat tethadap oknum polisi Saya bangga dengan kapolri saat ini yang tidak melindungi anggotanya yang	NEGATI
i⊈tanpa me penelitian, p	Sekarang ini banyak sekali kasus2 yang menyantidakut perbuatan oknum polisi bertindak bukan sebagai pengayom masyarakat Ini masalah mental dan kewenangan polisi yang tak terkendali	NEGATI
mka n ka	Saya percaya sama polisi yang ber iman dan bertakuwa mereka tidak akan merampas hak orang lain termasuk kebebesan dalam urusan nafasmasak narik nafas aja harus pakai masker itu punya Tuhan anginbukan punya polis itidak nurut denda	POSITIF
រដ្ឋdan menyebយ៉ូkan irya ilmiah, penyusu	Saya pernah lapor beberapa kasus ke polisi tapi ujung-ujungnya danakalauau tidak ada dana tidak bergerakPadahal kita pihak korban setelah itu juga dapat pelaku malah di suruh damai biar dapat dana cabut perbalApalagi kasus mencuri pasti alasahnya nila	NEGATI
nyusı N	Pengen komen tpii nules Pye Iki	NETRAL
n wimber: Inan laporan, p	mungkin karena banyaknya oknum yang ga bersih n sering terlihat kurang disiplin serta kurang bijak nya petugas dlm menjalankan tugas n menindak yang menyebabkan banyak masyarakat kurang percaya pada POLISI ya sebenarnya juga makalauum juga sih memang berat	NEGATII
enulisan	Oalah di kampuntidaku polisin sangat humanis ono wong pasang togel yo wis rapopo ana sing ngadu ayam ya rapopo sing penting bensine aman	NEGATII
kritik atau ti	Polisi yang baik itu hanya di tv jangan harap banyak dengan institusi ini banyak oknumnya dari pd orang baiknya Zaman skg cuan trbukti segalanya lbh baik selamatkan diri kita masing2	NEGATII
tik atau tinjauan suatu masala	n Syarif Kasim	

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Р	منط		* * *
	NO.	Komentar	Label
oan tidak merugik engumumkan da	51. Hak	lengkap pak potretny amalahan ada videonya segal kurang lengkap bagaimana lagi	NEGATIF
	(Cipta Dilino 附)rang mei Pengutipa	Mash percaya kok pak tenang saja kok udah down dluan pak setelah di kritik bnyak orangg kemaren pas tausiah tidak mkir pnjng smpe tersantidaka jd korban dan korban jd tersantidaka Itu pegimane pak ceritanya	NEGATIF
	Cipta Dilindungi Undang-Undang Barang mengutip sebagiansatau seluruh Karya tulisini tanpa mensantumkan den Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya iir	Harusnya Polisi bisa menjadi pangutan masayaarakt bukan malah sebaliknya kalau masayaakrt sudah tidakk percaya sm polisi ya harus di perbaiki polisinya bukan malah bilang masyarakat yang rugi Toh juga polisi yang rugi Gajinya kn di bayar oleh rakyat	NEGATIF
	Jndang natau seluruh karya tu kepentingan pendidika	Seorang oknum polisi berpantidakat jendarial lagi semestinya beliau harus introspeksi diri kenapa masyarakat sampai kurang kepercayaan terhadap institusi pak jendarial ini tapi sebaliknya beliau terkesan menyalahkan masyarakat yang mulai tidak percaya	NEGATIF
an yang v wak seba	karya tu endidika	Sekarang perbanyak berserah diri kepada Allah n selalu minta perlindungan allah diri kta berada supaya tidak ada terjadi apa dingan kita yang melibatkan polisi	NEGATIF
bentuk apapun tanpa izin UIN Sı	∭ini tanpa mo n, penelitian, r	semisalnya saya keluarga saya kampung saya dan kecamatan saya percaya pada polisi apakah itu bisa mengubah image polisi di masyarakat sekarang ini?butuh feedback dari instansi kepolisian untuk mendapatkan kepercayaan kembali dimasyarakat	NEGATIF
	eficantumkan d penulisan karya	Mas Fadil kenyataan yang ada dimasyarakat sprti itu selama ini terlalu banyak oknum yang memposisikan diri jadi lintah darat yang membuat masyarakat males berurusan dengan polisi sebagi pimpinan kamu harus bisa buktikan kerja nyata utk membenahi institusimu	NEGATIF
	meny niah,	Seberapapun kamu mengatakan kebaikan institusimu 90% masyarakat tidak percaya pengalaman saya selalu di peras bukan di lindungi	NEGATIF
	meny <b>g</b> putkan su <b>g</b> ber: niah, penyusunah laporan,	Jangan bilang rugi masyarakat pakharusnya BPK minta masyarakat bersabar bpk akan benahi yang rugi polisi sendiri kalau masyarakat tidak percaya lagi polisi yang timbul kerusuhan pak bukan rugi	NEGATIF
	n laporan, penulis	Coba cek kebawah desa desa polsek yang jauh dengan pusatanya Yakin banyak pelanggaran Anggotanya tertama di LALIN perpanjang sim atau bayar pajak tampa ktp harus bayar Jadi kalau bicara diatas boleh Intinya buat kesan masyarakat Simpatik ke Instusi Polisi	NEGATIF
	ulisan kr	Selama ini saya blom sepenuhnya percaya dengan yang namanya kepolisianbaik itu okhun atau tidakSgt sulit bagi kepolisian utk bisa mengambil kepercyaan	NEGATIF
	tk 62.	INI yang namanya arogan bukan nya koreksi diri malah nantang mikir dong pak	NEGATIF
Zi.	63.	terserah bapak saya ga mau ikutan	NETRAL
	tinjauan suatu masala	yarif Kasim	



Komentar Label Warang ( **NEGATIF** Harusnya Polisi bisa menjadi pangutan masayaarakt bukan malah sebaliknya kalau Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau. masayaakrt sudah tidakk percaya sm polisi ya harus di perbaiki polisinya bukan malah bilang masyarakat yang rugi Toh juga polisi yang rugi Gajinya kn di bayar meng oleh rakyat ngi Undang-Undang Seorang oknum polisi berpantidakat jendarial lagi semestinya beliau harus **NEGATIF** introspeksi diri kenapa masyarakat sampai kurang kepercayaan terhadap institusi pak jendarial ini tapi sebaliknya beliau terkesan menyalahkan masyarakat yang mulai tidak percaya Emang percuma Lapor doang terus bayarlalu di cuekin **NEGATIF** Kepercayaan itu ga bisa dipaksa dengan diterantidakan supaya dipercaya tp buktikan **NEGATIF** Buruh kary &ulis ⊛i disikap tiap oknumpolisi dikeseharian artinya polisi yang harus berbenah total termasuk moral oknum2nya supaya dipercaya masyarakat masyarakat memang selalu rugi **NEGATIF** Banyak yang jadi beking para pejabat dmn yang banyak duitnya urusan lancar **NEGATIF** tarpa mpnca Saya tidak akan pernah rugi NEGATIF **POSITIF** penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan yang jujur banyak sih saya temukan 定mkan Pan menye Putka Psur Gimana masyarakat mau percaya Kalau msih ada oknum kepolisian yang pungli **NEGATIF** dan arogan rakyat kecil Kepercayaan itu ga bisa dipaksa dengan diterantidakan supaya dipercaya tp buktikan **NETRAL** disikap tiap oknumpolisi dikeseharian artinya polisi yang harus berbenah total termasuk moral oknum2nya supaya dipercaya masyarakat kalau berani Malu bikin poling aja pak **NEGATIF** Nyimak saja deh **NETRAL** Sekedar cerita saya kehilangan motor terus buat laporan dapat kertas sudah gitu saja **NEGATIF** ? ya bukanya di datangi TKP y di tanyakan cetv y tidak ada sama sekalijadi ya pereuma aja lapor polisi 77. Percaya tidak percaya sama ruginya **NEGATIF** 78. NETRAL asal bapak bahagia 1052 Lau tinjauan suatu masal: Musrik Percaya sama orang mah dosa besar **NETRAL** Syarif Kasim

Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

## DAFTAR RIWAYAT HIDUP

MAT

Hak Cipta Dilindung Un

1. Dilarang mengutia se

a. Pengutipan hanya unuk kepenungan pengukan, penenuan, pe

Nama	Rony Oktavaizar		
Tempat Tanggal Lahir	Pekanbaru 05 Oktober 2000		
Jenis Kelamin	Laki-Laki		
Status Pernikahan	Belum Menikah		
Anak ke-	3 (ke-tiga)		
Tinggi Badan	166 cm		
Berat Badan	70 kg		
Kebangsaan	Indonesia		

B			

· [S 0	D CONTRACTOR OF THE CONTRACTOR					
Alamat	Jalan Suka k <mark>arya Gg.Saiyo Per</mark> um. BSD					
NE HP	089509562286					
Email	Ronyoktavaizar@Gmail.com					
REWAYAT PENDIDIKAN						
Tahun 2007-2010	SDN 008 Pekanbaru					
Tahun 2010-2013	SDN 041 Pekanbaru					
© Fabrun 2013—2016	SMPN 4 Tambang					
Tabun 2016 2019	SMK Kansai Pekanbaru					
Grahun 2019=2024	Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi					
n, pe	Universitas Sultan Syarif Kasim Riau					
niversity of Sultan Syarif Kasim Riauan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.	TITN STISK A RTATI					
y o	OH BOOKA KIAO					
f Sı						
ılta						
n S						
yaı						
sua sua						
Kas						
im						
Ria ah.						
n n						