ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PEMBELAJARAN DARING DI ERA PANDEMI COVID-19 PADA MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR COUNTVECTORIZER DAN ALGORITME K-NEAREST NEIGHBORS

TUGAS AKHIR



Oleh:

MUS PRIANDI NIM: 1711501559

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS BUDI LUHUR

JAKARTA 2021

ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PEMBELAJARAN DARING DI ERA PANDEMI COVID-19 PADA MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR COUNTVECTORIZER DAN ALGORITME K-NEAREST NEIGHBORS

Diajukan untuk memenuhi salah satu persyaratan memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

TUGAS AKHIR



Oleh:

MUS PRIANDI NIM: 1711501559

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS BUDI LUHUR

JAKARTA 2021



PERSETUJUAN TUGAS AKHIR

Nama : MUS PRIANDI

Nomor Induk Mahasiswa : 1711501559

Program Studi : Teknik Informatika

Bidang Peminatan : *Programming Expert*

Jenjang Studi : Strata 1

Judul : ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT

TERHADAP PEMBELAJARAN DARING

DI ERA PANDEMI COVID-19 PADA

MEDIA SOSIAL TWITTER

MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR

COUNTVECTORIZER DAN ALGORITME

K-NEAREST NEIGHBORS

Disetujui untuk dipertahankan dalam sidang Tugas Akhir periode semester Gasal tahun ajaran 2020/2021

Jakarta, 08 Februari 2021 Dosen Pembimbing

(Painem, S.Kom., M.Kom.)

ABSTRAK

ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PEMBELAJARAN DARING DI ERA PANDEMI COVID-19 PADA MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR COUNTVECTORIZER DAN ALGORITME K-NEAREST NEIGHBORS

Oleh: Mus Priandi (1711501559)

Pemerintah Indonesia telah mengeluarkan kebijakan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) untuk mencegah penyebaran Covid-19. Kebijakan tersebut berdampak merubah sistem pembelajaran konvensional menjadi pembelajaran jarak jauh. Sistem pembelajaran jarak jauh dilakukan secara daring dengan memanfaatkan media komunikasi dan informasi, tanpa dibatasi oleh kendala waktu, ruang dan tempat serta keterbatasan sistem pembelajaran konvensional. Kurangnya kesiapan dalam menerapkan sistem pembelajaran baru tersebut memaksa banyak pihak untuk dapat beradaptasi dalam waktu yang cepat. Sistem pembelajaran yang semula dianggap sebagai solusi mulai menuai beragam pendapat dari masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis pandangan masyarakat terhadap sistem pembelajaran daring pada media sosial Twitter. Metode yang digunakan adalah dengan melakukan analisis sentimen melalui pendekatan machine learning disertai fitur kamus sentimen, dengan ekstraksi fitur menggunakan CountVectorizer dan algoritme klasifikasi K-Nearest Neighbors. Dataset yang digunakan bersumber dari media sosial Twitter berupa kicauan (tweet) berbahasa Indonesia yang diperoleh melalui fitur pencarian dengan kata kunci 'pembelajaran jarak jauh', '#belajaronline', '#belajardarirumah', '#belajardirumah', dan '#kuliahonline'. Hasil analisis menggunakan 1.088 tweet menunjukkan bahwa sentimen positif sebesar 78.31% dan sentimen negatif sebesar 21.69% pada periode Desember 2020. sementara hasil pengujian terbaik diperoleh menggunakan nilai K=3, dengan nilai akurasi sebesar 80%, presisi sebesar 86% dan recall sebesar 88%.

Kata kunci: analisis sentimen, twitter, pembelajaran daring, *countvectorizer*, *k-nearest neighbors*

SURAT PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT DAN PERSETUJUAN PUBLIKASI

Saya yang	g bertanda tangan di ba	wah ini:
N	ama	:
N	IM	:
P	rogram Studi	:
В	idang Peminatan	:
Je	enjang Studi	:
F	akultas	:
menyatak	an bahwa TUGAS AK	HIR yang berjudul:
Merupaka		

- 1. Karya tulis saya sebagai laporan tugas akhir yang asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik apapun, baik di Universitas Budi Luhur maupun di perguruan tinggi lainnya.
- 2. Karya tulis ini bukan saduran / terjemahan, dan murni gagasan, rumusan dan pelaksanan penelitian / implementasi saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan pembimbing akademik dan pembimbing di organisasi tempat riset.
- 3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah ditulis atau dipublikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dengan dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan dicantumkan dalam daftar pustaka.
- 4. Saya menyerahkan hak milik atas karya tulis ini kepada Universitas Budi Luhur, dan oleh karenanya Universitas Budi Luhur berhak melakukan pengelolaan atas karya tulis ini sesuai dengan norma hukum dan etika yang berlaku.

Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar yang telah diperoleh berdasarkan karya tulis ini, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma di Universitas Budi Luhur dan Undang-Undang yang berlaku.

Jakarta, 08 Februari 2021

Mus Priandi

KATA PENGANTAR

Puji serta syukur Alhamdulillah, penulis panjatkan kehadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya, sehingga pada akhirnya penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan baik. Adapun tugas akhir ini disusun untuk memenuhi persyaratan dalam menyelesaikan tingkat pendidikan Strata 1 (S1) pada program studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi Univeritas Budi Luhur dengan judul tugas akhir yang penulis "ANALISIS yaitu SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PEMBELAJARAN DARING DI ERA PANDEMI COVID-19 PADA MEDIA SOSIAL **TWITTER MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR** COUNTVECTORIZER DAN ALGORITME K-NEAREST NEIGHBORS".

Penulis berharap tugas akhir ini dapat memberikan manfaat kepada para pembaca. Terselesaikannya penelitian ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, rasa terima kasih yang mendalam juga penulis sampaikan kepada mereka yang telah berjasa dalam membantu penyusunan tugas akhir ini, terkhusus kepada:

- 1. Allah Subhanahu Wa Ta'ala, atas segala petunjuk, kemudahan, serta nikmat-Nya yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan tugas akhir ini dengan baik.
- 2. Segenap keluarga penulis, khususnya orang tua tercinta, bapak dan ibu, serta adik, yang telah memberikan banyak dukungan baik berupa moral maupun material, juga do'a yang selalu dipanjatkan.
- 3. Bapak Dr. Ir. Wendi Usino, M.Sc. M.M., selaku Rektor Universitas Budi Luhur.
- 4. Bapak Dr. Deni Mahdiana, M.M. M.Kom, selaku Dekan Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur.
- 5. Bapak Subandi, Sp. Pd., M.M. selaku Dosen Penasehat Akademik.
- 6. Ibu Painem, S.Kom., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir sekaligus Kepala Laboratorium ICT Universitas Budi Luhur, yang selalu memberikan arahan dan ilmu selama penulis mengabdi di LAB ICT hingga menyelesaikan tugas akhir ini.
- 7. Bapak dan Ibu dosen-dosen Universitas Budi Luhur selaku pembimbing dan motivator sehingga penulis dapat menjadi lebih baik.
- 8. Rekan-rekan Asisten Laboratorium ICT Terpadu Universitas Budi Luhur khususnya angkatan 2017, sebagai rekan kerja selama 3 tahun mengabdi di LAB ICT.
- 9. Teman-teman KUTI 2017, sebagai teman seperjuangan dalam menempuh pendidikan di Universitas Budi Luhur Jakarta.

Jakarta, 08 Februari 2021

Mus Priandi

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Confusion matrix	10
Tabel 2.2 Studi Pustaka	10
Tabel 3.1 Sampel data tweet	18
Tabel 3.2Proses perhitungan skor	25
Tabel 4.1 Sampel data latih	32
Tabel 4.2 List kata	32
Tabel 4.3 Fitur kata	33
Tabel 4.4 Vektor kosong latih	34
Tabel 4.5 Representasi vektor latih	34
Tabel 4.6 File JSON model latih	35
Tabel 4.7 Sampel data uji	37
Tabel 4.8 Vektor kosong uji	37
Tabel 4.9 Representasi vektor uji	38
Tabel 4.10 Hasil jarak euclidean distance	39
Tabel 4.11 Pengurutan jarak tetangga	40
Tabel 4.12 Data K tetangga terdekat	41
Tabel 4.13 Nilai probabilitas data uji	
Tabel 4.14 Sampel data hasil prediksi	59
Tabel 4.15 Confusion matrix	
Tabel 4.16 Nilai pengujian	
Tabel 4.17 Hasil pengujian	
· · ·	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Pelabelan kelas sentimen	8
Gambar 3.1 Tahapan metode	19
Gambar 3.2 Tahap pengumpulan data	20
Gambar 3.3 Proses casefolding	21
Gambar 3.4 Proses menghapus URL	22
Gambar 3.5 Proses menghapus mention	22
Gambar 3.6 Proses menghapus hastag	22
Gambar 3.7 Proses menghapus angka	23
Gambar 3.8 Proses menghapus tanda baca	23
Gambar 3.9 Proses menghapus spasi berlebih	
Gambar 3.10 Proses merubah slang word	24
Gambar 3.11 Proses menghapus stop word	24
Gambar 3.12 Proses stemming	25
Gambar 3.13Tahap pemisahan data	26
Gambar 3.14 Proses modeling	
Gambar 3.15 Proses klasifikasi	
Gambar 4.1 Flowchart keseluruhan sistem	43
Gambar 4.2 Flowchart crawling	44
Gambar 4.3 Flowchart preprocessing	44
Gambar 4.4 Flowchart casefolding	
Gambar 4.5 Flowchart cleansing	45
Gambar 4.6 Flowchart slangword	46
Gambar 4.7 Flowchart stopword	46
Gambar 4.8 Flowchart stemming.	47
Gambar 4.9 Flowchart labeling	47
Gambar 4.10 Flowchart pembagian data	
Gambar 4.11 Flowchart modeling	
Gambar 4.12 Flowchart klasifikasi	51
Gambar 4.13 Tampilan layar beranda	
Gambar 4.14 Tampilan layar kamus slangword	
Gambar 4.15 Tampilan layar kamus stopword	
Gambar 4.16 Tampilan layar kamus kata positif	
Gambar 4.17 Tampilan layar kamus kata negatif	
Gambar 4.18 Tampilan layar crawling	
Gambar 4.19 Tampilan layar preprocessing	
Gambar 4.20 Tampilan layar labeling	
Gambar 4.21 Tampilan layar pembagian data	
Gambar 4.22 Tampilan layar modeling	
Gambar 4.23 Tampilan layar pengujian	
Gambar 4.24 Tampilan layar visualisasi hasil	65

DAFTAR SIMBOL FLOWCHART

SIMBOL	NAMA	KETERANGAN
	Terminal Point Symbol / Simbol Titik Terminal	Simbol untuk pemulaan atau akhir dari suatu program
→ ↑↓	Flow Direction Symbol / Simbol Arus	Simbol yang digunakan untuk menghubungkan antara simbol yang satu dengan simbol yang lain (connecting line)
	Input-Output / Simbol Keluar-Masuk	Simbol yang menyatakan proses input atau <i>output</i>
	Processing Symbol / Simbol Proses	Simbol proses yang menunjukkan pengolahan yang dilakukan sistem
	Decision Symbol / Simbol Keputusan	Simbol kondisi yang akan menghasilkan <i>output true</i> atau <i>false</i>
	Connector (On-page)	Simbol keluar atau masuk prosedur atau proses dalam lembar atau halaman yang sama
	Connector (Off-page)	Simbol yang digunakan untuk menghubungkan simbol dalam halaman berbeda
	Dokument Symbol / Simbol Dokumen	Simbol yang menyatakan proses input atau <i>output</i> yang melibatkan dokumen atau file

DAFTAR ISI

ABSTRA	AK	iii
KATA Pl	ENGANTAR	v
DAFTAR	R TABEL	vi
DAFTAR	R GAMBAR	vii
DAFTAR	R SIMBOL FLOWCHART	viii
DAFTAR	R ISI	ix
BAB I		1
PENDAH	HULUAN	1
1. 1.	Latar Belakang	1
1. 2.	Perumusan Masalah	2
1. 3.	Batasan Masalah	2
1. 4.	Tujuan	3
1. 5.	Manfaat	3
1. 6.	Sistematika Penulisan	3
BAB II		5
LANDAS	SAN TEORI	5
2. 1.	Text Mining	5
2. 2.	Analisis Sentimen	5
2. 3.	Media Sosial	5
2. 4.	Crawling	6
2. 5.	Preprocessing	6
2. 5.	. 1. Casefolding	6
2. 5.	2. Cleansing	6
2. 5.	3. Mengubah slang word	6
2. 5.	4. Menghapus stop word	7
2. 5.	5. Stemming	7
2. 6.	Labeling	7
2. 6.	. 1. Perhitungan skor sentimen	7
2. 6.	. 2. Pemberian kelas sentimen	8
2 7	CountVectorizer	8

	2. 8.	Modeling	8
	2. 9.	K-Nearest Neighbors	9
	2. 10.	Pengujian dan Evaluasi	9
	2. 11.	Studi Pustaka	10
BA	AB III		18
M]	ETODO	LOGI PENELITIAN	18
	3. 1.	Data Penelitian	18
	3. 2.	Penerapan Metode	19
	3. 2. 1	1. Pengumpulan Data	20
	3. 2. 2	2. Preprocessing	21
	3. 2. 3	3. Labeling	25
	3. 2. 4	4. Pemisahan data	26
	3. 2. 5	5. <i>Model</i> ing	27
	3. 2. 6	6. Klasifikasi K-nearest neighbors	28
	3. 3.	Rancangan Pengujian	29
	3. 3. 1	I. Akurasi	29
	3. 3. 2	2. Presisi	29
	<i>3. 3. 3</i>	3. Recall	29
BA	AB IV		31
HA	ASIL DA	AN PEMBAHASAN	31
	4. 1.	Lingkungan Percobaan	31
	4. 1. 1	1. Spesifikasi perangkat keras	31
	4. 1. 2	2. Spesifikasi perangkat lunak	31
	4. 2.	Implementasi Metode	31
	4. 2. 1	1. Tahap ekstraksi fitur CountVectorizer	31
	4. 2. 2	2. Tahap klasifikasi <i>K-Nearest Neighbors</i>	36
	4. 3.	Flowchart Tahapan Metode	42
	4. 3. 1	1. Flowchart keseluruhan sistem	43
	4. 3. 2	2. Flowchart crawling	43
	4. 3. 3	3. Flowchart preprocessing	44
	4. 3. 4	4. Flowchart labeling	47
	4. 3. 5	5. Flowchart pemisahan data	47

4. 3. 6	5. Flowchart modeling	48
4. 3. 7	7. Flowchart klasifikasi	49
4. 4.	Algoritme Tahapan Metode	51
4. 4. 1	Algoritme keseluruhan sistem	51
4. 4. 2	2. Algoritme <i>crawling</i>	52
4. 4. 3	3. Algoritme preprocessing	52
4. 4. 4	4. Algoritme <i>labeling</i>	54
4. 4. 5	5. Algoritme pemisahan data	55
4. 4. 6	5. Algoritme <i>modeling</i>	55
4. 4. 7	7. Algoritme klasifikasi	57
4. 5.	Pengujian	58
4. 6.	Tampilan Layar Aplikasi	60
4. 6. 1	Tampilan layar beranda	61
4. 6. 2	2. Tampilan layar kamus kata	61
4. 6. 3	3. Tampilan layar <i>crawling</i>	63
4. 6. 4	1. Tampilan layar preprocessing	63
4. 6. 5	5. Tampilan layar <i>labeling</i>	63
4. 6. 6	5. Tampilan layar pembagian data	64
4. 6. 7	7. Tampilan layar <i>modeling</i>	64
4. 6. 8	3. Tampilan layar pengujian	65
4. 6. 9	9. Tampilan layar visualisasi hasil	65
BAB V		66
PENUTUF)	66
5. 1.	Kesimpulan	66
5. 2.	Saran	66
DAFTAR	PHSTAKA	67

BAB I PENDAHULUAN

1. 1. Latar Belakang

Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) telah menyatakan bahwa Coronavirus disease 2019 atau Covid-19 dikategorikan sebagai pandemi global pada 11 Maret 2020 (Watrianthos, 2020). Pandemi tersebut menyebar dengan sangat cepat dan telah melanda 215 negara di dunia (Sadikin and Hamidah, 2020). Penyebaran virus melalui kontak fisik memaksa semua negara untuk menerapkan social distancing dan physical distancing guna mengurangi interaksi antara orang-orang. Pemerintah Indonesia melalui Presiden Jokowi telah mengeluarkan pernyataan terkait social distancing dan physical distancing ini dengan dikeluarkannya kebijakan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) untuk mencegah penyebaran virus (Ristyawati, 2020).

Pendidikan merupakan salah satu bidang yang terkena dampak pandemi Covid-19. Kementrian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia melalui menterinya Nadiem Makarim telah mengeluarkan kebijakan tentang pelaksanaan pendidikan dalam masa darurat Covid-19. Kebijakan tersebut menjelaskan tentang pelaksanaan proses Belajar Dari Rumah (BRD) secara daring atau *online*. Karenanya, seluruh institusi pendidikan diminta untuk menghentikan proses belajar mengajar baik di sekolah maupun di kampus dan menggantinya dengan sistem belajar jarak jauh. Hal ini mengakibatkan semua model pembelajaran saat ini harus berlangsung secara daring atau online dengan bantuan alat perantara seperti hand phone, komputer, atau laptop (Watrianthos, 2020). Guru, murid, dan orang tua harus menyesuaikan diri dengan model pembelajaran tersebut. Bagi sebagian Guru yang tidak mahir dalam penggunaan teknologi akan merasa terkejut dan harus segera beradaptasi, demikian juga murid juga orang tua. Menurut Hadion Wijoyo (Wijoyo, 2020), diketahui bahwa guru menyenangi kelas daring sebesar 67% sedangkan yang lainya lebih menyenangi kelas luring dikarenankan membutuhkan waktu lebih dalam mempersiapkan bahan ajar di kelas daring termasuk pemahaman perangkat IT yang digunakan. Sistem pembelajaran yang semula dianggap sebagai solusi mulai menuai beragam pendapat dari masyarakat.

Menurut Ronal Watrianthos (Watrianthos, 2020) melalui penelitian yang berjudul Analisis Pembelajaran Daring di Era Pandemic Covid-19, hasil penelitian menunjukkan pendapat (sentimen) masyarakat terhadap pembelajaran daring cenderung mengarah pada hasil sentimen yang negatif sebesar 83% pada bulan Juli 2020. Dalam penelitian tersebut juga dilakukan analisis emosi, menunjukkan bahwa 'trust' atau kepercayaan sangat mendominasi yang menandakan kepercayaan terhadap pembelajaran daring telah jauh menurun. Penelitian lain yang pernah dilakukan terkait analisis sentimen diantaranya adalah melakukan analisis sentimen pada tweet bahasa Indonesia melalui media sosial Twitter terhadap persepakbolaan

Indonesia (Septian, Fahrudin and Nugroho, 2019), menyatakan bahwa algoritme *K-Nearest Neighbors* (KNN) mempu memperoleh nilai akurasi 79.99% dengan nilai K=23. Penelitian lain juga dilakukan oleh Nova dan lainya (Romadloni, Santoso and Budilaksono, 2019), menyatakan bahwa KNN dapat digunakan untuk analisis sentimen dengan nilai akurasi sebesar 80% terhadap 127 data dan mampu mengimbangi algoritme *Naive Bayes Classifier*. KNN juga digunakan oleh Novelty dan Adiwijaya (Daeli and Adiwijaya, 2020) dalam penelitian yang berjudul *Sentiment Analysis on Movie Reviews Using Information Gain and K-Nearest Neighbor*, untuk melakukan analisis sentimen terhadap dataset *review* film dengan total 2000 data, memperoleh hasil yang baik pada K=3 dengan nilai akurasi sebesar 96.8%.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen masyarakat terhadap pembelajaran daring pada periode Desember 2020. Metode yang digunakan adalah dengan melakukan analisis sentimen melalui pendekatan machine learning disertai fitur kamus sentimen, dengan ekstraksi fitur menggunakan CountVectorizer dan algoritme klasifikasi K-Nearest Neighbors. Dataset yang digunakan berupa teks kicauan (tweet) yang bersumber pada media sosial Twitter dengan kata kunci 'pembelajaran jarak jauh', '#belajaronline', '#belajardarirumah', '#belajardirumah', dan '#kuliahonline'. Pengumpulan dataset dilakukan pada tanggal 1 Desember 2020 hingga 31 Desember 2021. Tercatat ada sekitar 1.249 tweet yang diperoleh dengan kata kunci dan rentang tanggal yang diusulkan.

1. 2. Perumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang yang telah disampaikan, maka dapat disimpulkan rumusan masalah sebagai berikut:

- a. Bagaimana persentase pandangan (sentimen) masyarakat Indonesia terhadap pembelajaran daring pada periode waktu 1 Desember 2020 hingga 31 Desember 2020?
- b. Bagaimana cara menganalisis sentimen berdasarkan pendapat masyarakat Indonesia melalui media sosial Twitter?
- c. Berapa nilai akurasi yang diperoleh algoritme *K-Nearest Neighbors* dalam melakukan analisis sentimen?

1. 3. Batasan Masalah

Adapun batasan atau ruang lingkup masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Aplikasi menggunakan bahasa pemrograman *Python*.
- b. *Platform* yang digunakan hanya berbasis web.
- c. *Dataset* bersumber pada Twitter, terbatas pada *tweet* berbahasa Indonesia kata kunci 'pembelajaran jarak jauh', '#belajaronline', '#belajardarirumah', '#belajardirumah', dan '#kuliahonline' pada rentang tanggal 1 Desember 2020 sampai dengan 31 Desember 2021.

- d. Fitur *import* hanya dapat mengenali file masukan berupa *excel* dengan ekstensi .xls atau .xlsx.
- e. Aplikasi hanya mengklasifikasikan tweet menjadi dua buah kategori sentimen, yaitu: "positif" dan "negatif".
- f. Waktu pemprosesan meningkat seiring dengan jumlah data yang diproses.

1.4. Tujuan

Adapun tujuan dari dilakukan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Melakukan analisis sentimen masyarakat terhadap pembelajaran daring melalui media sosial Twitter.
- b. Merancang sebuah *model* penelitian untuk menganalisis sentimen dengan topik terkait pembelajaran daring.
- c. Menguji keakuratan algoritme *K-Nearest Neighbors* dalam melakukan analisis sentimen.

1. 5. Manfaat

Adapun manfaat dari penelitian adalah untuk menganalisis pandangan (sentimen) masyarakat Indonesia berdasarkan *tweet* yang dipublikasikan melalui media sosial Twitter. Sehingga dapat diperoleh gambaran sentimen masyarakat terkait topik pembelajaran daring di tengah pendemi Covid-19. Hasil penelitian ini juga diharapkan menjadi bahan evaluasi untuk sistem pembelajaran daring yang akan berlangsung. Penelitian ini juga dilakukan untuk menguji kinerja dan nilai akurasi algoritme *K-Nearest Neighbors* untuk analisis sentimen.

1. 6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan penelitian ini disusun untuk memberikan gambaran umum tentang penelitian yang dijalankan. Sistematika penulisan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

BAB I: PENDAHULUAN

Bagian ini berisi tentang latar belakang, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, dan juga membahas mengenai sistematika penulisan.

BAB II: LANDASAN TEORI

Bagian ini berisi tentang algoritme dan metode yang akan dibahas, serta teori-teori yang berkaitan dengan penelitian ini, antara lain pengertian dan pemahaman materi terkait *text mining*, analisis sentimen, Twitter, *crawling*, *preprocessing*, *labeling*, *CountVectorizer*, *K-Nearest Neighbors*, *modeling*, dan pengujian serta studi literatur.

BAB III: METODOLOGI PENELITIAN

Bagian ini berisi tentang sumber data penelitian, penerapan dan tahapan metode yang digunakan, serta rancangan pengujian yang akan dilakukan.

BAB IV: HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini berisi mengenai lingkungan percobaan dari sistem yang dibuat, implementasi metode, flowchart tahapan metode, dan uraian algoritme pada proses, serta analisis pengujian sistem yang telah dibangun pada sisi akurasi, presisis dan *recall*.

BAB V: PENUTUP

Bagian ini berisi tentang kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian dan saran untuk pengembangan lebih lanjut mengenai topik terkait untuk penelitian berikutnya.

BAB II LANDASAN TEORI

2. 1. Text Mining

Text mining merupakan proses mining atau menambang suatu informasi dari data yang tersaji dalam jumlah besar, dalam hal ini adalah teks. Proses ini dilakukan dalam rangka penggalian, pengolahan, serta pengaturan pada informasi dengan menganalisa keterkaitan antara informasi satu dengan yang lainnya (Sudiantoro and Zuliarso, 2018). Dalam definisi lain, text mining adalah proses penambangan yang dilakukan oleh komputer untuk mendapatkan sesuatu yang baru, dan tidak diketahui sebelumnya, atau menemukan kembali informasi yang tersirat secara implisit (Sari and Wibowo, 2019).

2. 2. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan bidang penelitian yang sedang berlangsung di bidang *text mining*. Tujuan dari analisis sentimen adalah untuk menganalisis opini, sentimen, dan subjektifitas teks. Analisis sentimen juga dapat disamakan dengan *opinion mining* karena berfokus kepada pendapat, sikap, emosi yang mewakili pandangan individu terkait peristiwa atau topik tertentu (Afrizal *et al.*, 2019) (Medhat, Hassan and Korashy, 2014).Saat ini, analisis sentimen banyak digunakan oleh peneliti sebagai salah satu cabang riset dalam ilmu komputer seiring dengan ledakan informasi di internet. Twitter merupakan salah satu media sosial yang paling populer untuk digunakan sebagai sumber data pada analisis teks (Watrianthos, 2020) (Ferdiana *et al.*, 2019).

2. 3. Media Sosial

Media sosial merupakan media penyampaian informasi yang banyak menjadi pilihan masyarakat, dengan adanya media sosial pengguna dapat memanfaatkan akun yang dimiliki untuk mengungkapkan perasaan baik atau buruk terhadap suatu peristiwa atau objek tertentu (Oktasari, Chrisnanto and Yuniarti, 2016).

2. 3. 1. Twitter

Twitter merupakan jejaring sosial daring dan layanan *microblogging* yang memungkinkan pengguna terdaftar untuk membaca dan memposting pesan singkat yang disebut dengan kicauan (*tweet*) (Aribowo, 2018) (Septian, Fahrudin and Nugroho, 2019). Twitter juga merupakan media sosial yang populer dikalangan masyarakat Indonesia, menurut penelitian dan analisis oleh statista.com tercatat negara Indonesia menempati peringkat ke-7 dengan 13.2 miliar pengguna pada Oktober 2020 (Statista Research Departement, 2020). Pada umumnya *tweet* diunggah untuk menyampaikan sebuah berita atau informasi terkait peristiwa tertentu, isi *tweet* juga dapat mengekspresikan sebuah pendapat dari penggunanya. Karena hal tersebut, Twitter banyak digunakan sebagai objek penelitian. Hal ini karena tulisan-tulisan pada media

sosial Twitter (*tweet*), memiliki struktur yang sangat cocok untuk digunakan pada analisis (Ferdiana *et al.*, 2019).

2.4. Crawling

Crawling merupakan proses mengumpulkan data dari sebuah laman dan menyimpannya untuk diatur dan dianalisis lebih lanjut (Nurulbaiti and Retno Subekti, 2020). Dalam penelitian ini proses crawling dilakukan menggunakan standard search API Twitter dengan pustaka Tweepy. Penggunaan pustaka Tweepy bertujuan untuk memperoleh data tweet pada Twitter dengan akses menggunakan API Key yang didapatkan melalui akun developer Twitter. Dalam penelitian ini, 1.249 dataset berhasil dikumpulkan berdasarkan beberapa parameter kata kunci antara lain: 'pembelajaran jarak jauh', '#belajaronline', '#belajardarirumah', '#belajardirumah', dan '#kuliahonline' dalam periode waktu 1 Desember 2020 hingga 31 Desember 2021.

2.5. Preprocessing

Preprocessing merupakan bagian dari text mining yang dilakukan untuk menghapus noise pada dokumen atau kalimat. Selain itu, proses ini bertujuan untuk menghindari data yang kurang sempurna; gangguan pada data; dan data yang tidak konsisten (Sari and Wibowo, 2019). Proses pengubahan data teks yang tidak terstruktur menjadi data teks yang terstruktur sangat diperlukan sehingga perlu adanya proses pra-pramrosesan data (Sudiantoro and Zuliarso, 2018). Merujuk pada penelitian yang telah dilakukan (Watrianthos, 2020) (Santoso and Nugroho, 2019) (Fitriyyah, Safriadi and Pratama, 2019) (Antinasari, Perdana and Fauzi, 2017) maka dalam penelitian ini akan dilakukan beberapa tahapan preprocessing teks antara lain: casefolding, cleansing, mengubah slang word, menghapus stop word, dan stemming.

2. 5. 1. Casefolding

Case folding merupakan proses yang bertujuan untuk mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (lowercase) (Santoso and Nugroho, 2019) (Fitriyyah, Safriadi and Pratama, 2019).

2. 5. 2. *Cleansing*

Cleansing merupakan proses yang bertujuan untuk menghapus atribut yang tidak diperlukan untuk proses analisis (Watrianthos, 2020) (Santoso and Nugroho, 2019) (Fitriyyah, Safriadi and Pratama, 2019). Cleansing yang dilakukan dalam penelitian terdiri atas beberapa tahapan antara lain: menghapus URL, mention (@mention), hastag (#hastag), angka (0-9), tanda baca, dan spasi berlebih.

2. 5. 3. Mengubah slang word

Slang word merupakan kata yang tidak sesuai dengan ejaan bahasa Indonesia yang baku (EYD) baik berupa kata singkatan ,kata gaul atau modern, ataupun kesalahan salah eja (Antinasari,

Perdana and Fauzi, 2017). *Slang word* tersebut sebanyak mungkin akan ditampung ke dalam kamus *slang word*. Kamus tersebut kemudian digunakan sebagai pengetahuan untuk melakukan *replace* atau mengubah kata *slang* menjadi kata dengan bahasa Indonesia yang baku sesuai EYD.

2. 5. 4. Menghapus stop word

Stopword merupakan kata yang tidak berpengaruh atau kurang bermakna namun sering ditemui dalam dokumen atau kalimat, seperti kata 'saya', 'dan', 'atau' (Watrianthos, 2020) (Santoso and Nugroho, 2019). Dalam proses ini, kata yang tergolong ke dalam stop word akan ditampung ke dalam kamus stop word. Kamus tersebut kemudian digunakan sebagai pembanding untuk menghapus sebuah kata dalam dokumen atau kalimat yang tergolong kedalam stop word.

2. 5. 5. Stemming

Stemming merupakan proses mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar (Watrianthos, 2020) (Fitriyyah, Safriadi and Pratama, 2019). Dalam penelitian ini proses *stemming* dilakukan dengan menggunakan pustaka Sastrawi melalui dengan paket StemmerFactory.

2. 6. Labeling

Labeling atau pelabelan merupakan proses pemberian kelas berdasarkan ciri atau karakteristik yang terkandung dalam sebuah dokumen atau kalimat. Performa pembagian kelas lebih baik terbagi menjadi dua (2) kelas kelas sentimen, yakni sentimen positif dan sentimen negatif dibandingkan pembagian ke tiga buah kelas (Fitriyyah, Safriadi and Pratama, 2019). Dalam penelitian ini proses pelabelan akan memberikan kelas pada tiap *tweet* dengan positif atau negatif (2 kelas) yang dapat dilakukan dengan dua (2) cara antara lain: pelabelan manual dengan melabeli kalimat berdasarkan subjektifitas peneliti dan pelabelan dengan pendekatan kamus sentimen. Tahapan melakukan pelabelan dengan pendekatan kamus sentimen antara lain perhitungan skor sentimen dan pemberian kelas sentimen.

2. 6. 1. Perhitungan skor sentimen

Perhitungan skor sentimen merupakan proses pelabelan dengan cara pendekatan kamus sentimen. Kamus tersebut berisikan kata opini positif dan kata opini negatif. Skor suatu kata akan bernilai +1 jika kata tersebut adalah kata opini positif, dan bernilai -1 jika kata tersebut adalah kata opini negatif (Buntoro, 2017) (Liu, Hu and Cheng, 2005). Perhitungan skor ini didasarkan pada frekuensi kemunculan kata positif dan negatif pada sebuah dokumen atau kalimat. Maka dapat diketahui bahwa nilai skor sentimen dapat diperoleh menggunakan rumus:

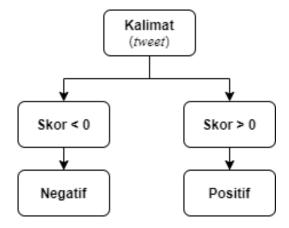
$$Skor_X = \left(\sum kata\ positif_x\right) - \left(\sum kata\ negatif_x\right)$$
 Rumus 1(2.

Keterangan:

x = sebuah dokumen atau kalimat kata positif = bilangan bulat positif atau nol kata negatif = bilangan bulat positif atau nol

2. 6. 2. Pemberian kelas sentimen

Setelah melakukan proses perhitungan skor sentimen dan diketahui nilai skor dari suatu kalimat. Proses selanjutnya dalam pelabelan dengan pendekatan kamus sentimen adalah pemberian kelas pada kalimat(*tweet*) berdasarkan skor. Jika kalimat mempunyai skor > 0 akan masuk ke dalam kelas positif, jika kalimat mempunyai skor < 0 akan masuk ke dalam kelas negatif (Santoso and Nugroho, 2019) (Buntoro, 2017) (Nurulbaiti and Retno Subekti, 2020), sedangkan jika kalimat mempunyai skor = 0 maka akan diabaikan sehingga penentuan kelas sentimenya dilakukan secara manual. Adapun proses pelabelan dapat dilihat pada Gambar 2.1 di bawah ini:



Gambar 2.1 Pelabelan kelas sentimen

2.7. CountVectorizer

CountVectorizer merupakan proses pengolahan dokumen atau teks menjadi bentuk vektor. CountVectorizer digunakan untuk menghitung frekuensi kata dalam dokumen atau kalimat kemudian direpresentasikan ke dalam bentuk vektor (Munawar, 2019).

2. 8. Modeling

Modeling merupakan proses pembuatan pengetahuan berdasarkan data latih yang telah tersedia. Data latih yang dijadikan model dipilih dengan

teknik sampling kuota (*quota sampling*). *Quota Sampling* merupakan teknik sampling yang menentukan jumlah sampel dari populasi yang memiliki ciri atau kriteria tertentu hingga jumlah kuota yang diinginkan tercapai (Sari and Wibowo, 2019). Dalam penelitian ini proses *modeling* melibatkan ekstraksi fitur kata *CountVectorizer* dengan data latih yang digunakan sebanyak 400 data *tweet*, terdiri dengan ciri: 200 *tweet* positif dan 200 *tweet* negatif.

2. 9. K-Nearest Neighbors

K-Nearest Neighbors (KNN) adalah algoritme klasifikasi *supervised learning* berbasis jarak. Algoritme ini bekerja dengan cara membandingkan jarak antara data uji dengan semua data latih yang ada (Romadloni, Santoso and Budilaksono, 2019) (Septian, Fahrudin and Nugroho, 2019) (Daeli and Adiwijaya, 2020). Untuk menghitung jarak antara data digunakan perhitungan *euclidean distance* dengan rumus:

$$d_{(x,y)} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (X_i - Y_i)^2}$$
 Rumus 2(2. 2)

Keterangan:

 $D_{(x,y)}$ = Jarak antara data uji dengan data latih

n = jumlah fitur

 X_i = Fitur ke-i dalam data uji Y_i = Fitur ke-i dalam data latih

Proses selanjutnya setelah menghitung jarak untuk setiap data latih adalah mencari data latih dengan nilai jarak terkecil (ketetanggaan terdekat) sebanyak nilai K yang telah ditentukan. Proses akhir setelah ditemukanya data tetangga terdekat adalah pemungutan suara (*voting*). *Voting* bertujuan untuk menentukan kelas atau label dari suatu data uji (Daeli and Adiwijaya, 2020).

2. 10. Pengujian dan Evaluasi

Pengujian merupakan hal penting untuk memastikan bahwa suatu algoritma yang telah dirancang dapat berjalan sesuai dengan harapan. Pengujian klasifikasi sentimen dilakukan dengan menguji aplikasi yang telah dibangun dengan membandingkan antara data prediksi dan data aktual. Data prediksi berupa hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh aplikasi yang dibangun, sedangkan data aktual berupa yang didapatkan melalui proses pelabelan (Wahid and SN, 2017). Dalam penelitian ini, pengujian dilakukan pada sebuah *model* terhadap data uji yang tersedia. Hasil dari pengujian tersebut akan dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur tingkat akurasi, presisi dan *recall. Confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 2.1 berikut:

Tabel 2.1 Confusion matrix

		Nilai Aktual		
		TRUE (positive)	FALSE (negative)	
Nilai	TRUE (positive)	TP (True Positive)	FP (False Positif)	
Prediksi	FALSE (negative)	FN (False Negative)	TN (True Negative)	

2. 11. Studi Pustaka

Berdasarkan landasan teori yang telah dijelaskan, terdapat penelitian yang sudah ada sebelumnya, di rangkum dalam Tabel 2.2 berikut :

Tabel 2.2 Studi Pustaka

No	Penulis	Judul	Terbitan	Deskripsi
1	Ronal	Analisis	Green	Melakukan analisis
	Watrianthos	Pembelajaran	Press, Hal	terhadap pembelajaran
		Daring	55-64,	daring melalui sosial
		di Era	2018, P-	media Twitter,
		Pandemic	ISBN:	berdasarkan kata kunci
		Covid-19	978-623-	pada tanggal 1 Juli - 31
			93614-2-	Juli 2020.
			6, <i>e</i> -ISBN:	Menggunakan metode
			978-623-	analisis sentimen
			93614-3-3	dengan Naive Bayes.
				Hasil analisis
				menunjukkan
				sentimen negatif
				sangat tinggi mencapai
				83%; 16% sentimen
				positif; 1% sentimen
				netral dan pada
	G.1.	D	G .	periode Juli 2020.
2	Siti	Pre-	Seminar	Melakukan penelitian
	Mujilahwat	Processing	Nasional	mengenai teknik
		Text Mining	Teknologi	penanganan data <i>tweet</i>
		Pada Data	Informasi	(Twitter) dengan pre-
		Twitter	dan	processing. Hasil
			Komunika	penelitian kemudian
			si 2016	diuji sebagai bahan
			(SENTIK	pengklasifikasian
			A 2016),	layanan perusahaan
				telekomunikas idan

			ISSN: 2089-9815	didapatkan hasil akurasi mencapai 93,11% dengan 450 data uji.
3	Eko Budi Santoso, Aryo Nugroho	Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 Berdasarkan Komentar Publik di Facebook	Jurnal Eksplora Informatik a, Vol. 9, No. 1, Hal 60-69, September 2019, P- ISSN: 2089- 1814, e- ISSN: 2460-3694	Melakukan analisis komentar masyarakat pada media sosial Facebook terhadap popularitas dari seorang calon presiden. Metode klasifikasi yang digunakan adalah Naive Bayes disertai dengan proses asosiasi teks, juga menggunakan fitur kamus (lexicon) pada proses pelabelan kelas sentimen. Penelitian ini menghasilkan persentase setimen (positif dan negatif) tiap pasangan calon presiden dan serta pengujian akurasi untuk metode Naïve Bayes Classifier yaitu sebesar 86,4%.
4	Fransiska Vina Sari, Arief Wibowo	Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online JD.Id Menggunaka n Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi	Jurnal SIMETRI S, Vol. 10, No. 2 November 2019, P- ISSN: 2252- 4983, e- ISSN: 2549-3108	Melakukan analisis terhadap opini pelanggan atau konsumen terkait toko online JD.id. Menggunakan data yang bersumber pada media sosial Twitter dengan metode klasifikasi Naive Bayes dan pembobotan TF-IDF disertai fitur konversi ikon emosi (emoticon). Hasil penelitian menunjukkan bahwa

				metode Naïve Bayes tanpa penambahan fitur mampu mengklasifikasi sentimen dengan nilai akurasi sebesar 96,44%, sementara jika ditambahkan fitur pembobotan TF-IDF disertai konversi ikon emosi mampu meningkatkan nilai akurasi menjadi 98%.
5	Novelty Octaviani Faomasi Daeli, Adiwijaya	Sentiment Analysis on Movie Reviews Using Information Gain and K- Nearest Neighbor	J. Data SCI APPL, Vol. 3, No. 1, Hal. 001- 007, Januari 2020, e- ISSN 2614-7408	Melakukan pengujian untuk mencari nilai K yang optimal untuk K-Nearest Neighbor (KNN) dengan perhitungan jarak euclidean distance. Dataset yang digunakan adalah dataset review film Cornell Polarity v2.0 dengan total data 1000 dokumen negatif dan 1000 dokumen positif. Dengan melibatkan Information Gain, nilai K optimal yang diperoleh untuk KNN adalah 3 (K=3) dengan memberikan akurasi sebesar 96.8%.
6	Nova Tri Romadloni, Imam Santoso, Sularso Budilakson o	Perbandingan Metode Naive Bayes, KNN Dan Decision Tree Terhadap Analisis Sentimen Transportasi KRL	Jurnal IKRA- ITH Informatik a, Vol. 3, No. 2, Juli 2019, ISSN: 2580-4316	Melakukan perbandingan metode Naive Bayes, K- Nearest Neighbor (KNN) dan Decision Tree untuk melakukan analisis sentimen pada data media sosial Twitter. Pengujian dilakukan terhadap 127 data yang telah

		Commuter Line		diberikan label positif atau negatif, menghasilkan akurasi 80% menggunakan Naive Bayes; 80% menggunakan KNN; 100% menggunakan Decision Tree.
7	Muhammad Syarifuddin	Analisis Sentimen Opini Publik Mengenai Covid-19 Pada Twitter Menggunaka n Metode Naïve Bayes Dan KNN	Inti Nusa Mandiri, Vol. 15, Agustus 2020, P- ISSN: 0216- 6933, e- ISSN: 2685- 807X	Melakukan analisis pendapat masyarakat yang bersumber dari media sosial Twitter. Menggunakan 1098 tweet dengan kata kunci Covid-19, memperoleh nilai akurasi tertinggi menggunakan metode Naive Bayes sebesar 63.21% sedangkan metode KNN sebesar 58.10%, dan kecenderungan opini masyarakat di Twitter condong ke positif dengan jumlah opini positif sebesar 610 sedangkan negatif 488.
8	Ghulam Asrofi Buntoro	Analisis Sentimen Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 Di Twitter	Integer Journal, Vol 2, No 1, Maret 2017, Hal. 32-41, P- ISSN: 2477- 5274, e- ISSN: 2579- 566X	Melakukan analisis terkait opini masyarakat terhadap pemilihan gubernur DKI Jakarta tahun 2017 pada media sosial Twitter. Proses penentuan sentimen menggunakan metode Lexicon-Based dan proses klasifikasinya menggunakan metode Naïve Bayes Classifier (NBC) dan Support Vector Machine (SVM). Akurasi tertinggi didapat saat

				menggunakan metode klasifikasi Naïve Bayes Classifier (NBC), dengan nilai rata-rata akurasi mencapai 95%, nilai presisi 95%, nilai recall 95% nilai TP rate 96,8% dan nilai TN rate 84,6%.	
9	Walaa Medhat, Ahmed Hassan, Hoda Korashy	Sentiment Analysis Algorithms and Applications: A Survey	Ain Shams Engineerin g Journal, Vol 5, No. 4, Hal. 1093– 1113, Desember 2014, https://doi. org/10.101 6/j.asej.20 14.04.011	Melakukan penelitian terkait analisis sentimen. Meliputi proses melakukan analisis sentimen menggunakan pendekatan machine learning dan lexicon based. Penelitian ini juga membahas macam-macam teknik klasifikasi sentimen dan cara pengaplikasianya secara singkat untuk mengolah data teks.	
10	Jeremy Andre Septian, Tresna Maulana Fahrudin, Aryo Nugroho	Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Polemik Persepakbola an Indonesia Menggunaka n Pembobotan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor	Journal of Intelligent Systems And Computati on, Vol. 1 No. 1, Oktober 2019, P-ISSN: 2621-9220, e-ISSN: 2722-1962	Melakukan analisis sentimen pada setiap kalimat dari pengguna twitter terhadap persepakbolaan Indonesia apakah memiliki sentimen negatif atau positif menggunakan K-Nearest Neighbor (KNN) dengan pembobotan kata TF-IDF. Data yang digunakan dalam didapatkan dari hasil crawling dari media sosial twitter terkait persepakbolaan di Indonesia yang diambil dari akun	

11	Sitti Nurul Jannah Fitriyyah, Novi Safriadi, Enda Esyudha Pratama	Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 dari Media Sosial Twitter Menggunaka n Metode Naive Bayes	JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatik a) Vol. 5, No. 3, Desember 2019, P- ISSN: 2460- 0741, e- ISSN:254 8-9364	twitter resmi PSSI. Dari 2000 data tweet berbahasa indonesia didapatkan hasil akurasi optimal pada nilai k=23 sejumlah 79.99%. Melakukan analisis sentimen terhadap pasangan calon(paslon) presiden melalui media sosial Twitter. Penelitian ini juga melakukan penerapan metode Naive Bayes untuk klasifikasi sentimen pengguna twiter dengan dua kelas sentimen (negatif, positif) dan tiga kelas sentimen (negatif, positif) dan tiga kelas sentimen (negatif, positif, netral). Hasil dari penelitian ini menunjukkan metode Naive Bayes memiliki performa lebih baik dalam mengklasifikasikan 2 kelas sentimen (negatif, positif) dibandingkan pengujian dengan 3 kelas sentimen.
12	Agus Sasmito Aribowo	Analisis Sentimen Publik pada Program Kesehatan Masyarakat menggunaka n Twitter Opinion Mining	Seminar Nasional Informatik a Medis, Hal. 17- 23, 2018, ISSN: 9- 772301- 936005	Melakukan penelitian untuk mengembangkan model untuk mengetahui sentimen publik terhadap enam macam program kebijakan pemerintah yaitu imunisasi, asuransi kesehatan, stunting, gizi buruk, pelayanan kesehatan,

13	Bing Liu, Minqing Hu, Junsheng Cheng	Opinion Observer: Analyzing and Comparing Opinions on the Web	Proceedings of the 14th Internation al World Wide Web Conference (WWW-2005), May 10-14, Chiba, Japan	dan jaminan kesehatan masyarakat. Metodenya adalah dengan melakukan ekstraksi pengetahuan dari opini di media sosial menggunakan analisis sentimen berbasis leksikon. Dataset yang diperoleh dalam kurun waktu 3 - 9 Agustus 2018 sebanyak total 3311 data. Hasil penelitian berupa sentimen yang dituangkan ke dalam bentu grafik. Melakukan penelitian untuk menganalisa pendapat konsumen terhadap suatu produk. Mengelompokkan data pendapat berdasarkan ulasan komsumen kedalam bentuk ulasan positif atau negatif, kemudian dijadikan sebuah pengetahuan untuk dibandingkan dengan ulasan lainya. Penelitian ini juga membuahkan daftar kata positif dan negatif yang dapat digunakan kembali untuk proses klasifikasi pendapat. Melakukan analisis
17	Sudiantoro,	Sentimen	Informatik	dengan tujuan untuk
	Eri Zuliarso	Twitter	a Vol.10,	mengklasifikasi data
	1	Menggunaka	No.2,	tweet menjadi dua
			·	J
1		n Text	Oktober	sentimen yaitu positif
			·	J

	Algoritma Naïve Bayes Classifier	ISSN: 2085- 3343, e- ISSN: 2714-8769	teks berbahasa Indonesia yang terdapat di sosial media Twitter, kemudian digunakan sebagai bahan analisis sentimen untuk mengetahui sentimen masyarkat terhadap pilkada Jawa Barat. Hasil pengujian akurasi terhadap 100 data uji, Naïve Bayes Classifier memberikan nilai akurasi sebesar 84%.
--	--	--	---

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3. 1. Data Penelitian

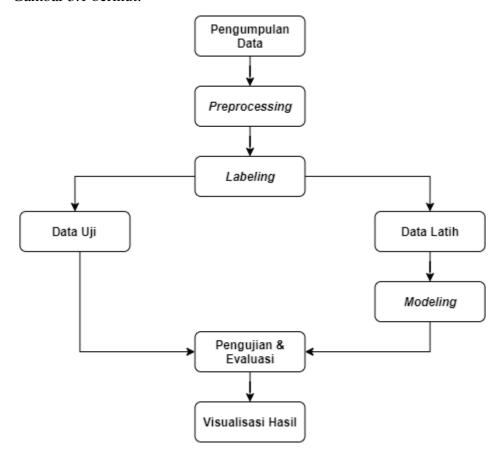
Dataset atau data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari Twitter berupa data teks kicauan (tweet) yang diperoleh dari tanggal 1 Desember 2020 hingga 31 Desember 2021 sejumlah 1.249 data. Data tersebut diperoleh menggunakan pustaka Tweepy melalui proses crawling. Dataset yang diperoleh dikumpulkan berdasarkan beberapa parameter kata kunci yang terkait dengan sistem pembelajaran daring antara lain: 'pembelajaran jarak jauh', '#belajaronline', '#belajardarirumah', '#belajardirumah', dan '#kuliahonline'. Berikut beberapa contoh data tweet hasil dari proses crawling yang dapat dilihat pada Tabel 3.1 berikut:

Tabel 3.1 Sampel data tweet

Tweet ID	Username	Tweet	Waktu
I WEEL ID	Osername	1 Weet	tweet
13359893547 92103936	LRomdani	Tetap memakai masker meski dirumah sendiri Tetap semangat belajar dari rumah dimasa pandemi #DiktiMengajarDariRumah #DiktiDutaEdukasiPerubahan Prilaku https://t.co/c1WMa5SVSj	2020-12- 07 16:47:38
13365204602 55724032	kelaskitadot com	Gunakan hak suara kamu dengan bijak, ya! Selamat memilih! #kelaskita #carabarubelajarseru #belajardirumah #elearning #belajaronline #dirumahaja #quotes https://t.co/lanyTiETlA	2020-12- 09 03:58:03
13367424941 22340096	fandimas16	@collegemenfess 1. Jenuh banget di rumah 2. Gw dri dulu suka ama suasana kelas, dan suasana itu mendukung gw untuk belajar dan memahami suatu materi	2020-12- 09 18:40:20
13380037305 87812096	kumparan	Tanpa smartphone di masa pandemi, bisa berarti putus sekolah, karena kini dilakukan belajar online atau pembelajaran jarak jauh. https://t.co/rVW6xOgrfI	2020-12- 13 06:12:02

3. 2. Penerapan Metode

Dalam membangun aplikasi analisis sentimen yang dilakukan pada penelitian ini, terdapat beberapa tahapan yang dilakukan. Tahapan tersebut merepresentasikan setiap proses dan rancangan dalam penelitian, dari awal hingga akhir aplikasi berjalan. Tahapan yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 3.1 berikut:



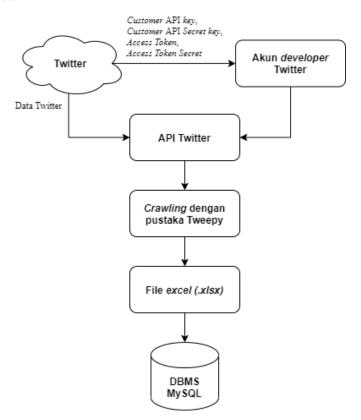
Gambar 3.1 Tahapan metode

Pada Gambar 3.1, pengumpulan data dilakukan melalui proses *crawling* untuk mendapatkan *dataset* berupa kicauan (*tweet*). Selanjutnya, *tweet* yang telah diperoleh dalam bentuk *excel*, kemudian dimasukkan kedalam basis data (*database*) untuk dilakukan proses *preprocessing*, pada proses *preprocessing* dilakukan penyaringan, pembuangan dan perbaikan kata. Hasil dari proses *preprocessing* menghasilkan kalimat yang lebih terstruktur (*clean text*) yang kemudian digunakan pada tahap selanjutnya. *Clean text* yang diperoleh dari proses *preprocessing* akan diproses dalam tahap *labeling* untuk menentukan kelas (*label*) berupa sentimen positif atau negatif, kemudian *tweet* yang telah berlabel akan dibagi menjadi dua (2) buah bagian antara lain: data uji dan data latih. Data latih merupakan data yang berfungsi sebagai pembangun pengetahuan untuk proses klasifikasi, proses pembangunan pengetahuan tersebut dilakukan melalui proses *modeling* dan menghasilkan sebuah model latih menggunakan data latih

yang tersedia. Sementara data uji merupakan data yang disiapkan untuk menguji tingkat keakuratan model latih yang dihasilkan oleh proses *modeling*, proses pengujian tingkat akurasi tersebut dilakukan melalui proses pengujian dan evaluasi. Setelah dilakukan proses pengujian dan evaluasi model latih menggunakan data uji yang tersedia, hasil pengujian tersebut dipaparkan dalam bentuk persentase dan grafik.

3. 2. 1. Pengumpulan Data

Pada tahapan pengumpulan data dilakukan melalui proses crawling. Proses tersebut meliputi: mendapatkan API key Twitter melalui akun developer Twitter (https://developer.twitter.com/). API key Twitter yang diperoleh antara lain: Customer API key, Customer API Secret key, Access Token, dan Access Token Secret. Proses selanjutnya adalah penambangan data yang bersumber pada media sosial Twitter menggunakan pustaka Tweepy dengan akses dari API key yang telah didapatkan. Data tweet yang berhasil di kumpulkan akan disimpan ke dalam sebuah file excel (.xlsx), yang kemudian dimasukkan ke dalam basis data (database) MySQL. Ilustrasi tahap pengumpulan data dapat dilihat pada Gambar 3.2 berikut:



Gambar 3.2 Tahap pengumpulan data

3. 2. 2. Preprocessing

Pada tahapan *preprocessing* dilakukan penyaringan, pembuangan dan perbaikan kata melalui beberapa proses. Hal tersebut dimaksudkan untuk menghasilkan data kicauan (*tweet*) yang lebih terstruktur atau disebut dengan *clean text*. Berdasarkan terori yang terlah dijelaskan pada sub bab (2.5), proses yang dilakukan dalam tahap *preprocessing* antara lain: *casefolding*, *cleansing*, *mengubah slang word*, *menghapus stop word*, *dan stemming*.

a. Casefolding

Pada Gambar 3.3 proses *casefolding* dilakukan penyetaraan teks menjadi huruf kecil secara keseluruhan, misalnya: 'Kalian' akan diubah menjadi 'kalian', 'PASTI BISA' akan diubah menjadi 'pasti bisa', dan seterusnya.



Gambar 3.3 Proses casefolding

b. Cleansing

Pada proses *cleansing* dilakukan penyaringan dan pembuangan teks yang untuk proses analisis. Proses *cleansing* terdiri atas beberapa tahapan antara lain: menghapus URL, *mention* (@mention), hastag (#hastag), angka (0-9), tanda baca, dan spasi berlebih.

1) Menghapus URL

Pada Gambar 3.4 proses penghapusan URL akan menghapus semua teks yang diawali dengan 'http', karena dianggap kurang memiliki makna namun sering disisipkan dalam sebuah kicauan (*tweet*).



Gambar 3.4 Proses menghapus URL

2) Meghapus mention (@mention)

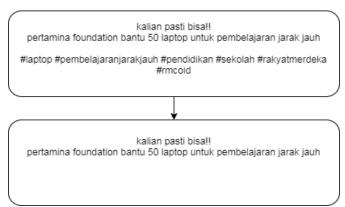
Pada Gambar 3.5 proses penghapusan *mention* (@*mention*) akan menghapus semua teks yang diawali dengan '@'.



Gambar 3.5 Proses menghapus mention

3) Menghapus *hastag* (#hastag)

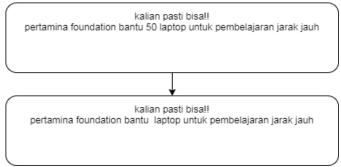
Pada Gambar 3.6 proses penghapusan tagar atau *hastag* (#hastag) akan menghapus semua teks yang diawali dengan '#'.



Gambar 3.6 Proses menghapus hastag

4) Menghapus angka

Pada Gambar 3.7 proses penghapusan angka akan menghapus angka (0-9) pada teks, misalnya: 'bantu 50 laptop' menjadi 'bantu laptop'.



Gambar 3.7 Proses menghapus angka

5) Menghapus tanda baca

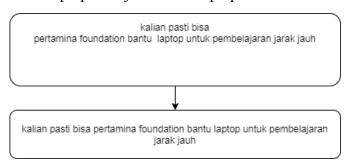
Pada Gambar 3.8 proses penghapusan tanda baca akan menghapus tanda baca pada teks, misalnya: 'bisa!!' menjadi 'bisa'.



Gambar 3.8 Proses menghapus tanda baca

6) Menghapus spasi berlebih

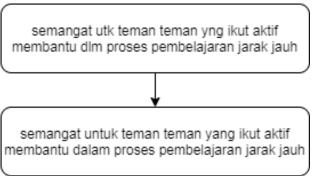
Pada Gambar 3.9 proses penghapusan spasi atau (*whitespace*) berlebih akan menghapus baris dan *whitespace* yang lebih dari satu diantara kata, misalnya: 'bantu laptop' menjadi 'bantu laptop'.



Gambar 3.9 Proses menghapus spasi berlebih

c. Merubah slang word

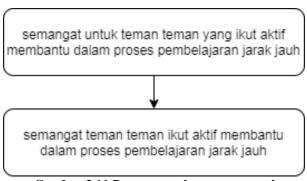
Pada Gambar 3.10 proses merubah *slang word* akan merubah setiap kata gaul, kata singkatan atau kata tidak baku ke bentuk bakunya, misalnya: 'utk' menjadi 'untuk', 'yng' menjadi 'yang' dan seterusnya. Proses pengubahan tersebut melibatkan kamus *slang word* yang terdapat dalam basis data (*database*).



Gambar 3.10 Proses merubah slang word

d. Menghapus stop word

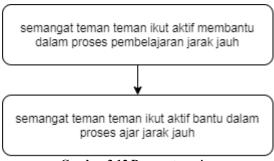
Pada Gambar 3.11 proses menghapus *stop word* akan menghapus setiap kata yang kurang memiliki makna namun sering dijumpai dalam sebuah teks, misalnya kata: 'untuk' 'yang', dan seterusnya. Proses penghapusan tersebut melibatkan kamus *stop word* yang terdapat dalam basis data (*database*).



Gambar 3.11 Proses menghapus stop word

e. Stemming

Pada Gambar 3.12 proses *stemming* akan mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar dengan melibatkan pustaka Sastrawi, misalnya kata: 'membantu' menjadi 'bantu', 'pembelajaran' menjadi 'ajar', dan seterusnya.



Gambar 3.12 Proses stemming

3. 2. 3. *Labeling*

Pada tahapan *labeling* dilakukan pemberian *label* (kelas) berdasarkan ciri atau karakteristik yang terkandung dalam sebuah dokumen atau kalimat. Pada tahap ini, tweet yang telah melalui proses *preprocessing* dan menghasilkan *clean text* akan diberikan kelas positif atau negatif. Kelas positif dimaksudkan untuk teks tweet tersebut yang mengandung pernyataan yang setuju, mendukung atau menerima proses berjalanya pembelajaran daring. Sedangkan kelas negatif dimaksudkan untuk teks tweet yang cenderung menyangkal, menolak atau menampik proses berjalanya pembelajaran daring.

Berdasarkan teori yang telah dijelaskan dalam sub bab (2.6), bahwa proses *labeling* dapat dilakukan dengan dua (2) buah cara, antara lain: pelabelan manual dan pelabelan dengan kamus sentimen. Pelabelan manual merupakan proses pemberian kelas berdasarkan subjektifitas peneliti terhadap sebuah kalimat secara satu per satu. Sedangkan pelabelan dengan kamus sentimen merupakan proses pemberian kelas secara otomatis berdasarkan kamus sentimen, di mana prosesnya melibatkan kamus kata positif dan kamus kata negatif yang terdapat dalam basis data (*database*). Pada Tabel 3.2 berikut berisi proses perhitungan skor *labeling* dengan kamus sentimen:

Tabel 3.2 Proses perhitungan skor

Dataset (clean text)	Kata Positif	Kata Negatif
semangat teman teman ikut aktif bantu dalam proses ajar jarak jauh	semangat (1) teman (2) ikut (1) aktif (1) bantu (1) proses (1) ajar (1)	semangat (1) jauh (1)
Jumlah	8	2

Berdasarkan Tabel 3.2, menggunakan persamaan (2.1) maka dapat diperoleh perhitungan skor untuk *tweet* 'semangat teman teman ikut aktif bantu dalam proses ajar jarak jauh' yaitu sebagai berikut:

```
skor = (jumlah kata positif) – (jumlah kata negatif)
skor = 8 - 2
skor = 6
```

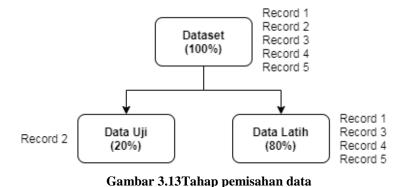
Setelah diketahui nilai skor, proses selanjutnya adalah pemberian kelas sentimen berdasarkan aturan sebagai berikut:

```
if skor > 0:
    kelas = 'positif'
elif skor < 0:
    kelas = 'negatif'
else:
    continue</pre>
```

Maka dapat disimpulkan bahwa *tweet* 'semangat teman teman ikut aktif bantu dalam proses ajar jarak jauh' akan memiliki kelas positif, karena nilai skor > 0. Dengan demikian proses *labeling* dengan cara pendekatan menggunakan kamus sentimen akan menghasilkan sebuah kelas berdasarkan pada jumlah kata paling dominan (bermuatan positif atau negatif) dalam sebuah kalimat. Dalam penelitian ini, diperoleh 1.088 *tweet* berlabel. *Tweet* berlabel tersebut diperoleh menggunakan cara *labeling* kamus dan *labeling* manual, dengan mengabaikan *tweet* yang dinilai (secara subjektif) sebagai *tweet* netral.

3. 2. 4. Pemisahan data

Pada tahapan pemisahan data, *tweet* yang telah berlabel akan dibagi menjadi dua (2) buah bagian antara lain: data uji dan data latih. Proses pemisahan data dilakukan dengan membagi *dataset* secara acak menjadi 90% data latih dan 10% menjadi data uji. Ilustrasi tahap pemisahan data dapat dilihat pada Gambar 3.13 berikut:



a. Data Latih

Data latih merupakan data yang berfungsi sebagai pembangun pengetahuan untuk proses klasifikasi.

b. Data Uji

Data uji merupakan data yang disiapkan untuk menguji tingkat keakuratan algoritme klasifikasi berdasarkan pengetahuan dari data latih.

3. 2. 5. *Modeling*

Tahap modeling dilakukan untuk menekstraksi *tweet* data latih menjadi representasi vektor menggunakan *CountVectorizer*. Pada tahap ini terdapat lime (5) proses utama yang dilalui untuk menghasilkan sebuah *model* latih, lima proses itu antara lain: seleksi data latih, pembuatan list kata, pencarian fitur kata, pembuatan vektor kosong dan membuat representasi vektor. Ilustrasi proses tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.14 berikut:



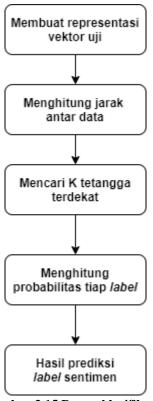
Gambar 3.14 Proses modeling

Pada Gambar 3.14, penyeleksian data latih dilakukan dengan menggunakan teknik sampling kuota (*quota sampling*), dimaksudkan untuk mendapatkan keseimbangan pada data latih.

Tahapan seleksi tersebut dilakukan secara acak sebanyak kriteria tertentu. Data latih telah terseleksi akan diproses (ekstraksi fitur) menggunakan *CountVectorizer* sehingga dapat diperoleh daftar fitur dan representasi vektor angka untuk tiap data latih. Daftar fitur dan vektor angka tersebut kemudian akan disimpan dan dijadikan sebagai sebuah *model* pengetahuan (*model* latih) dalam bentuk file JSON (.json).

3. 2. 6. Klasifikasi K-nearest neighbors

Tahap klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbors* (KNN) merupakan tahapan yang dapat dilakukan setelah terdapat satu atau lebih *model* latih. *Model* latih tersebut merupakan data latih yang telah melalui tahap *modeling* yang dijelaskan pada sub-sub bab (3. 2. 5). Untuk menerapkan *model* klasifikasi menggunakan KNN, terdapat tiga (4) buah proses utama yaitu: Membuat representasi vektor uji, menghitung jarak antar data, mencari tetangga terdekat berdasarkan nilai K, dan menghitung nilai probabilitas *label* sentimen. Ilustrasi tahapan klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 3.15 berikut:



Gambar 3.15 Proses klasifikasi

Pada Gambar 3.15, pembuatan representasi vektor uji dilakukan menggunakan *model* latih yang dipilih, sehingga terbentuk representasi vektor uji yang sesuai dengan pengetahuan *model* latih. Hasil vektor uji tersebut akan dihitung tingkat

kedekatanya (jarak) dengan vektor pada *model* latih, proses tersebut melibatkan perhitungan *euclidean distance*. Hasil perhitungan *euclidean distance* akan menghasilkan nilai jarak, yang kemudian akan disaring berdasarkan K tetangga terdekanya. Selanjutnya dilakukan *voting* untuk menentukan *label* prediksi (positif atau negatif) bedasarkan dominasi *label* pada K tetangga terdekatnya.

3. 3. Rancangan Pengujian

Pengujian dilakukan untuk mengetahui nilai atau tingkat akurasi, presisi, dan *recall* dari *model* latih menggunakan algoritme yang diusulkan. Pada penelitian ini, pengujian dilakukan dengan cara membandingkan beberapa data hasil prediksi (data hasil tahap klasifikasi) dengan sekumpulan data aktual (data hasil tahap *labeling*). Adapun dimaksud dengan beberapa data hasil prediksi merupakan sekumpulan data yang telah diproses melalui algoritme *K-Nearest Neighbors* (KNN) dengan variasi nilai K, yaitu: K=3, K=5, K=7, K=9, dan K=11.

3. 3. 1. Akurasi

Akurasi merupakan tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual persamaan (3. 1).

3. 3. 2. Presisi

Presisi merupakan tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan oleh sistem persamaan (3. 2).

3. 3. 3. Recall

Recall merupakan tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi persamaan (3. 3).

Berdasarkan pada sub bab (2. 10), pengukuran tingkat akurasi, presisi, dan *recall* dapat diketahui melalui *confusion matrix* dengan persamaan sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$
Rumus 3(3. 1)

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP}$$
 Rumus 4(3. 2)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$
 Rumus 5(3. 3)

dengan,

a. *True Positive* (TP) merupakan data positif yang diprediksi benar. Misalnya: *tweet* 1 ber*label* positif dan dari *model* latih yang dibuat memprediksi *tweet* 1 bernilai positif juga.

- b. *True Negative* (TN) merupakan data negatif yang diprediksi benar. Misalnya: *tweet* 1 ber*label* negatif dan dari *model* latih yang dibuat memprediksi *tweet* 1 bernilai negatif juga.
- c. False Postive (FP) merupakan data negatif namun diprediksi sebagai data positif. Misalnya: *tweet* 1 ber*label* negatif namun dari *model* latih yang dibuat memprediksi *tweet* 1 bernilai positif.
- d. False Negative (FN) merupakan data positif namun diprediksi sebagai data negatif. Misalnya: tweet 1 berlabel positif namun dari model latih yang dibuat memprediksi tweet 1 bernilai negatif.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4. 1. Lingkungan Percobaan

Agar aplikasi yang telah dikembangkan dapat berjalan dengan semestinya, dibutuhkan perangkat dengan spesidikasi tertentu, adapun dalam penelitian ini menggunakan spesifikasi perangkat diantaranya.

4. 1. 1. Spesifikasi perangkat keras

Daftar perangkat keras yang mendukung aplikasi ini untuk berjalan dengan baik adalah sebagai berikut:

a. Processor: Intel(R) Core(TM) i3 CPU M 380 @ 2.53GHz

b. RAM : 2,00 GB c. Harddisk : 500 GB

d. VGA : Intel(R) HD Graphics

4. 1. 2. Spesifikasi perangkat lunak

Daftar perangkat lunak yang mendukung aplikasi ini untuk berjalan dengan baik adalah sebagai berikut:

a. Sistem Operasi : Windows 7 Professionalb. Bahasa Program Utama : Python 3.8 (32-bit)

c. IDE : Visual Studio Code v1.52.1

d. DBMS : MySQL Databasee. Browser : Google Chrome

f. Lainya : XAMPP v7.3.9, Ms. Excel 2013

4. 2. Implementasi Metode

Implementasi metode dalam penelitian ini dilakukan dengan dua (2) tahapan utama. Tahapan utama tersebut diproses secara berurutan, tahapan utama yang dimaksud antara lain: Tahapan ekstraksi fitur dan tahapan klasifikasi.

4. 2. 1. Tahap ekstraksi fitur *CountVectorizer*

Tahap ekstraksi fitur menggunakan *CountVectorizer* (*modeling*) merupakan tahapan yang dilakukan setelah *tweet* melalui proses *preprocessing*, *labeling*, dan pembagian data. Tahapan ini bertujuan untuk memperoleh *model* latih atau pengetahuan melalui data latih yang ada. Berikut penjabaran dari tahap *modeling*:

a. Seleksi data latih

Seleksi data latih dilakukan setelah data melalui proses *preprocessing*, *labeling*, dan pembagian data. Menggunakan teknik sampling kuota (*quota sampling*) seperti yang telah dijelaskan pada sub bab (2. 8) dan sub-sub bab (3. 2. 5), tahap

pertama dalam *modeling* adalah pengambilan sampel dari populasi data latih untuk dijadikan sebagai pengetahuan berdasarkan kriteria tertentu, kriteria yang dimaksud adalah dengan menyamakan jumlah antara data berlabel positif dengan data berlabel negatif.

Tabel 4.1 Sampel data latih

Tweet (T _{latih} -i)	Clean Text	Sentiment Type	
latih-1	ajar efektif kelas pintar semangat gratis	positif	
latih-2	pagi tetap semangat ajar aktivitas rabu pintar ayo simak jadwal acara	positif	
latih-3	pelita bangsa tengah pandemi covid bangkit semangat wujud merdeka ajar	positif	
latih-4	susah sulit kerja tugas bingung tanya tanya kelas pintar akibat covid	negatif	
latih-5	covid ajar jarak jauh sulit didik tugas banyak	negatif	
latih-6	pagi susah kerja lama lama ajar jarak jauh penuh drama	negatif	

Sampel data latih pada Tabel 4.1 terdapat tiga (3) kolom yaitu: *Tweet* (*T*_{latih-i}) yang berarti urutan *Tweet* latih ke-i, *Clean Text* yang berarti teks *tweet* yang telah terstuktur setelah melalui proses *preprocessing*, dan *Sentiment Type* yang berarti jenis kategori (*label*) *tweet* yang diperoleh setelah melalui proses *labeling*.

b. Pembuatan list kata

Dari sampel data latih pada Tabel 4.1 kemudian akan dipisahkan menjadi satuan kata. Pemisahan menjadi kata dilakukan berdasarkan spasi (*whitespace*), kemudian hasilnya akan ditampung dalam sebuah wadah *list*. Hasil proses ini dapat dilihat pada Tabel 4.2 berikut:

Tabel 4.2 List kata

<i>List</i> kata
['ajar', 'efektif', 'kelas', 'pintar', 'semangat', 'gratis', 'pagi', 'tetap', 'semangat', 'ajar', 'aktivitas', 'rabu', 'pintar', 'ayo', '

List kata

simak', 'jadwal', 'acara', 'pelita', 'bangsa', 'tengah', 'pande mi', 'covid', 'bangkit', 'semangat', 'wujud', 'merdeka', 'aja r', 'susah', 'sulit', 'kerja', 'tugas', 'bingung', 'tanya', 'tanya', 'kelas', 'pintar', 'akibat', 'covid', 'covid', 'ajar', 'jarak', 'jau h', 'sulit', 'didik', 'tugas', 'banyak', 'pagi', 'susah', 'kerja', 'l ama', 'lama', 'ajar', 'jarak', 'jauh', 'penuh', 'drama']

List kata pada Tabel 4.2 merupakan hasil dari proses pemisahan kata dari kolom *clean text* pada *tweet* berdasarkan pada Tabel 4.1 Sampel data latih.

c. Pencarian fitur kata

Pencarian fitur kata dilakukan dengan cara melakukan pencarian dan pendataan setiap kata unik (*unique*) dengan membuang kata duplikat yang terdapat dalam *list* kata. Sehingga diperoleh *list* fitur kata seperti pada Tabel 4.3 berikut:

Tabel 4.3 Fitur kata

Fitur kata

['ajar', 'efektif', 'kelas', 'pintar', 'semangat', 'gratis', 'pagi', 'tetap', 'aktivitas', 'rabu', 'ayo', 'simak', 'jadwal', 'acara', 'p elita', 'bangsa', 'tengah', 'pandemi', 'covid', 'bangkit', 'wuj ud', 'merdeka', 'susah', 'sulit', 'kerja', 'tugas', 'bingung', 'ta nya', 'akibat', 'jarak', 'jauh', 'didik', 'banyak', 'lama', 'penu h', 'drama']

Fitur kata pada Tabel 4.3 merupakan hasil dari proses pencarian fitur berdasarkan pada Tabel 4.2 *list* kata.

d. Membuat vektor kosong latih

Membuat vektor kosong dimaksudkan untuk menyiapkan wadah berbentuk vektor dengan isian nilai awal yaitu angka (*integer*) nol (0). Wadah vektor tersebut dibentuk dengan panjang berdasarkan jumlah fitur kata. Berdasarkan Tabel 4.1 Sampel data latih dan Tabel 4.3 Fitur kata, maka vektor kosong yang dihasilkan seperti pada Tabel 4.4 berikut:

Tabel 4.4 Vektor kosong latih

	Tabel 4.4 vektor kosong latin		
Tweet (T _{latih-i})	Vektor Kosong		
latih-1	$\begin{bmatrix} 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, $		
latih-2	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0		
latih-3	$\begin{bmatrix} [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0$		
latih-4	$\begin{bmatrix} [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0$		
latih-5	$\begin{bmatrix} [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0$		
latih-6	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0		

e. Membuat vektor kata latih

Proses membuat vektor kata dilakukan dengan pengubahan nilai pada vektor kosong berdasarkan frekuensi kemunculan fitur pada tiap kata dalam *tweet*. Nilai representasi vektor diperoleh berdasarkan jumlah kemunculan fitur dalam *tweet*. Berdasarkan pada Tabel 4.3 Fitur kata dan Tabel 4.4 Vektor kosong, maka vektor kata yang dihasilkan seperti pada Tabel 4.5 berikut:

Tabel 4.5 Representasi vektor latih

	<u> </u>
Tweet $(T_{latih-i})$	Representasi vektor
latih-1	[1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
latih-2	[1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,

Tweet (T _{latih-i})	Representasi vektor
latih-3	[1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
latih-4	[0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
latih-5	[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
latih-6	[1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,

Representasi vektor pada Tabel 4.5 Representasi vektor latih merupakan hasil akhir dari tahap *modeling* menggunakan ekstraksi fitur *CountVectorizer*.

Sebelum beralih ke tahap selanjutnya (tahap klasifikasi), representasi vektor dan atribut lain yang dihasilkan pada tahap *modeling* akan disimpan ke dalam sebuah wadah berbentuk file dengan format JSON (.json). File JSON tersebut digunakan untuk menampung *model* latih seperti pada Tabel 4.6 berikut:

Tabel 4.6 File JSON model latih

Key	Value
teks_list	['ajar efektif kelas pintar semangat gratis', 'pagi tetap semangat ajar aktivitas rabu pintar ayo simak jadwal acara', 'pelita bangsa tengah pandemi covid bangkit semangat wujud merdeka ajar', 'susah sulit kerja tugas bingung tanya tanya kelas pintar akibat covid', 'covid ajar jarak jauh sulit didik tugas banyak', 'pagi susah kerja lama lama ajar jarak jauh penuh drama']
label_list	['positif', 'positif', 'negatif', 'negatif', 'negatif', 'negatif'']

Key	Value
feature_list	['ajar', 'efektif', 'kelas', 'pintar', 'semangat', 'gratis', 'pagi', 'tetap', 'aktivitas', 'rabu', 'ayo', 'simak', 'jadwal', 'acara', 'pelita', 'bangsa', 'tengah', 'pandemi', 'covid', 'bangkit', 'wujud', 'merdeka', 'susah', 'sulit', 'kerja', 'tugas', 'bingung', 'tanya', 'akibat', 'jarak', 'jauh', 'didik', 'banyak', 'lama', 'penuh', 'drama']
vector_list	$ \begin{bmatrix} [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,$

Pada Tabel 4.6 terdapat empat (4) key yaitu: teks_list yang berisi nilai pada kolom Clean Text dari Tweet latih ke-i pada Tabel 4.1 Sampel data latih, label_list yang berisi nilai pada kolom Sentiment Type dari Tweet ke-i pada Tabel 4.1 secara berurutan, feature_list yang berisi daftar fitur yang diperoleh dari Tabel 4.3 Fitur kata, vector_list yang berisi nilai representasi vektor dari Tabel 4.5 Representasi vektor secara berurutan berdasarkan Tweet latih ke-i pada Tabel 4.1.

4. 2. 2. Tahap klasifikasi K-Nearest Neighbors

Tahap klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbors* (KNN) merupakan tahapan yang dilakukan setelah tahap ekstraksi fitur (*modeling*). Tahapan ini bertujuan untuk menguji *model* latih yang dihasilkan dari tahap *modeling* menggunakan data uji yang tersedia. Berikut penjabaran dari tahap klasifikasi KNN:

a. Persiapan data

Proses persiapan data merupakan proses pemilihan file JSON yang tersedia dari hasil tahap *modeling* untuk dijadikan sebagai *model* latih. *Model* latih yang terpilih selanjutnya akan dijadikan sebagai landasan dalam melakukan klasifikasi untuk data uji yang tersedia. Pada tahap klasifikasi dalam penulisan ini, *model* latih yang dipilih merupakan *model* latih hasil dari sub-sub bab (4. 2. 1), sementara untuk data uji akan digunakan adalah sampel data uji seperti pada Tabel 4.7 berikut:

Tabel 4.7 Sampel data uji

Tweet (T_{uji-i})	Clean Text	Sentiment Type
uji-1	semangat ikut kelas pintar ajar jarak jauh tengah pandemi	positif
uji-2	susah sulit ajar jarak jauh pandemi covid covid tetap semangat	negatif

b. Membuat representasi vektor uji

Pembuatan representasi vektor uji menggunakan pengetahuan yang bersumber dari *model* latih. Pembuatan representasi vektor uji ini terdiri atas dua (2) proses antara lain: membuat vektor kosong dan membuat vektor kata.

1) Membuat vektor kosong uji

Dalam proses ini akan dibuat wadah vektor kosong seperti yang dijelaskan pada sub-sub bab (4. 2. 1) bagian d, vektor kosong dibuat berdasarkan pada *feature_list* (model latih) dan jumlah data uji. Bedasarkan jumlah fitur pada model latih dan Tabel 4.7 Sampel data uji, maka vektor kosong akan terbuat seperti pada Tabel 4.8 berikut:

Tabel 4.8 Vektor kosong uji

ruber no ventor hoborig uji		
$Tweet \ (T_{ ext{uji-}i})$	Vektor Kosong	
uji-1	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0	
uji-2	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0	

2) Membuat vektor kata uji

Dalam proses ini akan dibuat representasi vektor untuk setiap data seperti yang dijelaskan pada sub-sub bab (4. 2. 1) bagian e, vektor kata dibuat berdasarkan jumlah kemunculan *feature_list* (*model* latih) dengan tiap kata dalam *tweet* data uji. Maka vektor kata akan terbuat seperti pada Tabel 4.9 berikut:

Tabel	49	Re	presentasi	vektor	mii
Lanci	T.	110	pi cociitasi	1 CKUUI	uji

$Tweet$ (T_{uji-i})	Representasi vektor
uji-1	[1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0]
uji-2	[1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 2, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0]

c. Menghitung jarak antar data

Perhitungan jarak dilakukan menggunakan data vektor uji (Tabel 4.9 Representasi vektor uji) dan data *vector_list* pada *model* latih. Berdasarkan pada sub bab (2. 9), proses perhitungan jarak melibatkan *euclidean distance* dengan persamaan (2. 2). Berikut contoh penerapan *euclidean distance* (d) dalam menghitung jarak pada vektor uji-1 (x) dengan vektor latih-1 (y):

$$d_{\text{(uji 1,latih1)}} = \begin{cases} (1-1)^2 + (0-1)^2 + (1-1)^2 + (1-1)^2 \\ + (1-1)^2 + (0-1)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 \\ + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 \\ + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 \\ + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 \\ + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 \\ + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 \\ + (0-0)^2 + (1-0)^2 + (1-0)^2 + (0-0)^2 \\ + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 \end{cases}$$

$$d_{\text{(uji 1,latih1)}} = \begin{cases} 0+1+0+0+0+1+0+0+0 \\ +0+0+0+0+0+0+0+0+0+0 \\ +0+0+1+1+0+0+0+0+0 \end{cases}$$

$$d_{\text{(uji 1,latih1)}} = \sqrt{6}$$

$$d_{\text{(uii 1,latih1)}} = \sqrt{6}$$

Berdasarkan contoh sebelumnya, maka hasil perhitungan untuk setiap jarak antara vektor uji dengan vektor latih adalah seperti dalam Tabel 4.10 berikut:

Tabel 4.10 Hasil jarak euclidean distance

Tabel 4.10 Hasil jarak euclidean distance				
$Tweet$ (T_{uji-i})	Tweet $(T_{latih}-i)$	Euclidean Distance $(\ d_{(uji\text{-}i,\ latih\text{-}i)})$		
	latih-1	$d_{(1,1)} = 2.449489742783178$		
	latih-2	$d_{(1,2)} = 3.605551275463989$		
uji-1	latih-3	$d_{(1,3)} = 3.1622776601683795$		
uji-i	latih-4	$d_{(1,4)} = 4.123105625617661$		
	latih-5	$d_{(1,5)} = 3.1622776601683795$		
	latih-6	$d_{(1,6)} = 3.7416573867739413$		
	latih-1	$d_{(2,1)} = 3.7416573867739413$		
	latih-2	$d_{(2,2)} = 4.123105625617661$		
uji-2	latih-3	$d_{(2,3)} = 3.4641016151377544$		
uji-2	latih-4	$d_{(2,4)} = 4.123105625617661$		
	latih-5	$d_{(2,5)} = 2.8284271247461903$		
	latih-6	$d_{(2,6)} = 4.0$		

d. Mencari tetangga terdekat

Proses pencarian tetangga terdekat melibatkan nilai K. Nilai K dalam *K-nearest neighbors* (KNN) merupakan jumlah data ketetangga terdekat yang hendak diperoleh. Dalam penelitian ini nilai K yang dapat digunakan telah ditentukan,

yaitu: K=3, K=5, K=7, K=9, dan K=11. Sementara pada penulisan ini nilai K yang dipilih adalah K=3.

Proses pencarian tetangga terdekat dilakukan dengan melalui dua (2) proses, antara lain: mengurutkan nilai jarak dan mengambil K data tetangga terdekat.

1) Mengurutkan nilai jarak

Dalam proses ini, nilai dari Tabel 4.10 Hasil jarak *euclidean distance* akan diurutkan secara urut menaik (*ascending*) berdasarkan jarak. Sehingga hasil urutan dapat diperoleh seperti pada Tabel 4.11 berikut:

Tabel 4.11 Pengurutan jarak tetangga

Urutan	Jarak (d _(uji-i, latih-i))	Tweet (Tuji-i, latih-i)
1	2.449489742783178	uji-1, latih-1
2	3.1622776601683795	uji-1, latih-3
3	3.1622776601683795	uji-1, latih-5
4	3.605551275463989	uji-1, latih-2
5	3.7416573867739413	uji-1, latih-6
6	4.123105625617661	uji-1, latih-4
1	2.8284271247461903	uji-2, latih-5
2	3.4641016151377544	uji-2, latih-3
3	3.7416573867739413	uji-2, latih-1
4	4.0	uji-2, latih-6
5	4.123105625617661	uji-2, latih-2

Urutan $\begin{array}{c} \text{Jarak} \\ (d_{(uji\text{-}i,\ latih\text{-}i)}) \end{array}$		Tweet (Tuji-i, latih-i)	
6	4.123105625617661	uji-2, latih-4	

2) Mengambil K data tetangga terdekat

Setelah melalui proses pengurutan, data dari Tabel 4.11 Pengurutan jarak tetangga akan di ambil sebanyak K buah data, dengan nilai K yang telah ditentukan dan dipilih. Dengan nilai K=3, sehingga diperoleh hasil tetangga terdekat seperti Tabel 4.12 berikut:

Tabel 4.12 Data K tetangga terdekat

Tabel 4.12 Data K tetangga terdekat					
Urutan	Tweet (T _{uji-i, latih} -i)	Jarak ($d_{(uji-i, latih-i)}$)			
1	uji-1, latih-1	2.449489742783178			
2	uji-1, latih-3	3.1622776601683795			
3	uji-1, latih-5	3.1622776601683795			
1	uji-2, latih-5	2.8284271247461903			
2	uji-2, latih-3	3.4641016151377544			
3	uji-2, latih-1	3.7416573867739413			

e. Menghitung nilai probabilitas

Nilai probabilitas diperoleh dengan cara melihat probabilitas *label* yang muncul pada data K tetangga terdekat. Nilai probabilitas yang dicari adalah nilai probabilitas *tweet* uji akan berlabel positif dan nilai probabilitas *tweet* uji akan berlabel negatif. Hal tersebut dapat diketahui melalui *label_list* pada *model* latih dan Tabel 4.12 Data K tetangga terdekat, bahwa nilai probabilitas yang dihasilkan adalah seperti pada Tabel 4.13 berikut:

Tabel 4.13 Nilai probabilitas data uji

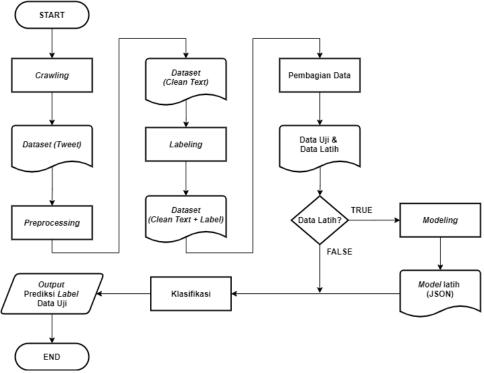
Tweet (T _{uji-i})	Tweet (T latih-i)	Sentiment Type	Probabilitas positif	Probabilitas negatif
	latih-1	positif	1	0
uji-1	latih-3	positif	1	0
	latih-5	negatif	0	1
		Jumlah	2 (0.667)	1 (0.333)
	latih-5	negatif	0	1
uji-2	2 latih-3 positif		1	0
	latih-1	positif	1	0
		Jumlah	2 (0.667)	1 (0.333)

Berdasarkan Tabel 4.13 Nilai probabilitas data uji, dapat diketahui dengan K=3, pada pengujian dengan *tweet* uji-1 dan *tweet* uji-2 keduanya akan sama-sama diprediksikan berlabel positif dengan nilai probabilitas yang sama yaitu 0.667 atau 66.7%.

4. 3. Flowchart Tahapan Metode

Flowchart merupakan suatu bagan atau simbol yang menggambarkan alur kerja atau urutan proses pada suatu program. Berikut adalah penjabaran flowchart dalam penelitian ini:

4. 3. 1. Flowchart keseluruhan sistem

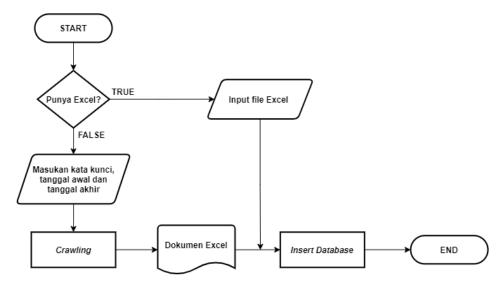


Gambar 4.1 Flowchart keseluruhan sistem

Pada Gambar 4.1 Flowchart keseluruhan sistem, menjelaskan proses keseluruhan sistem yang dibuat. Dimulai dari tahap Crawling sehingga menghasilkan dataset berupa tweet, kemudian tahap preprocessing untuk menghasilkan kolom clean text, selanjutnya tahap labeling untuk memberikan label berupa positif atau negatif, hasil tahap labeling akan menghasilkan kolom label, kemudian pembagian data untuk membagi dataset berlabel antara data uji dan data latih berdasarkan rasio, lalu tahap modeling menggunakan model latih untuk menghasilkan sebuah model latih yang kemudian akan diuji pada tahap klasifikasi menggunakan data uji yang tersedia. Hasil dari tahapan tersebut akan berupa label sentimen prediksi untuk setiap data uji.

4. 3. 2. Flowchart crawling

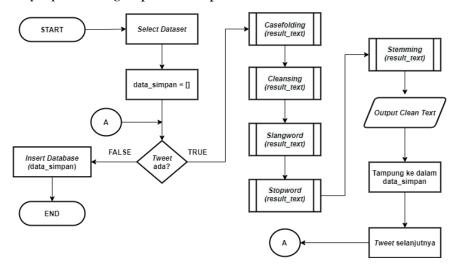
Pada *flowchart* ini, menjelaskan proses pengumpulan data atau *crawling* data tweet dimulai dari memasukkan kata kunci dan tanggal awal dan tanggal akhir, cara lainya adalah dengan fitur import file *excel*, kemudian dilakukan pencarian *tweet* bredasarkan parameter menggunakan pustaka Tweepy. Hasil pengumpulan data akan disimpan dalam bentuk file Excel (.xlsx) sebelum kemudian dimasukkan ke dalam *database*. *Flowchart* proses *crawling* dapat dilihat pada Gambar 4.2 berikut:



Gambar 4.2 Flowchart crawling

4. 3. 3. Flowchart preprocessing

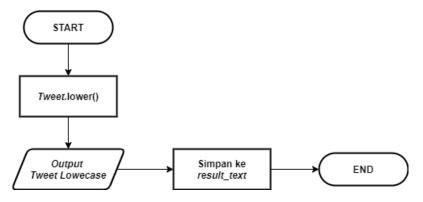
Pada *flowchart* ini, menjelaskan proses pengubahan data pengubahan data teks *tweet* menjadi terstruktur atau setara, guna mendukung proses klasifikasi agar berjalan dengan baik. Hasil proses ini berupa teks bersih, yang kemudian akan disimpan ke dalam *database* untuk proses selanjutnya. *Flowchart* proses *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 4.3 berikut:



Gambar 4.3 Flowchart preprocessing

a. Flowchart casefolding

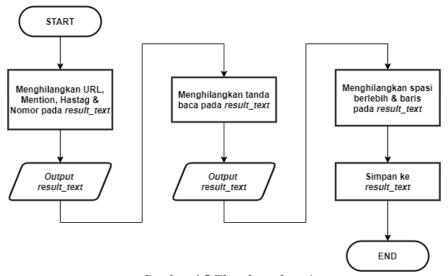
Pada *flowchart* ini dilakukan proses pengubahan teks *tweet* menjadi huruf kecil secara keseluruhan. Hasil dari proses ini ditampung ke dalam sebuah variabel bernama *result_text* untuk proses selanjutnya. *Flowchart* proses *casefolding* dapat dilihat pada Gambar 4.4 berikut:



Gambar 4.4 Flowchart casefolding

b. Flowchart cleansing

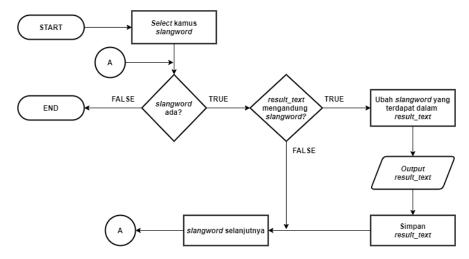
Pada *flowchart* ini dilakukan proses penyaringan dan pembuangan attribut pada teks *result_text*, diantaranya penghapusan atau penghilangan URL, *mention*, *hastag*, nomor, tanda baca, dan spasi atau baris berlebih. Hasil dari proses ini ditampung ke dalam sebuah variabel bernama *result_text* untuk proses selanjutnya. *Flowchart* proses *cleansing* dapat dilihat pada Gambar 4.5 berikut:



Gambar 4.5 Flowchart cleansing

c. Flowchart slangword

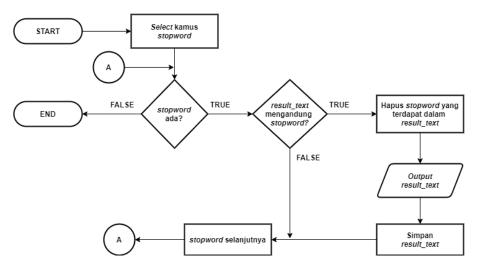
Pada *flowchart* ini dilakukan pengubahan attribut pada teks *result_text* yang mengandung kata *slang* dari kamus *slangword* ke bentuk kata asli atau kata bakunya. Hasil dari proses ini ditampung ke dalam sebuah variabel bernama *result_text* untuk proses selanjutnya. *Flowchart* proses *slangword* dapat dilihat pada Gambar 4.6 berikut:



Gambar 4.6 Flowchart slangword

d. Flowchart stopword

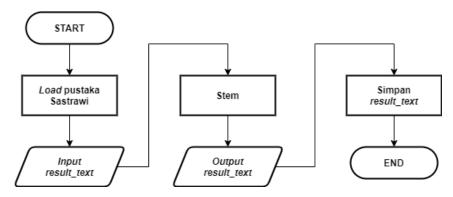
Pada *flowchart* ini dilakukan proses penghapusan attribut pada teks *result_text* yang mengandung *stopword* dari kamus *stopword* karena dianggap kurang memiliki makna untuk proses klasifikasi. Hasil dari proses ini ditampung ke dalam sebuah variabel bernama *result_text* untuk proses selanjutnya. *Flowchart* proses *stopword* dapat dilihat pada Gambar 4.7 berikut:



Gambar 4.7 Flowchart stopword

e. Flowchart stemming

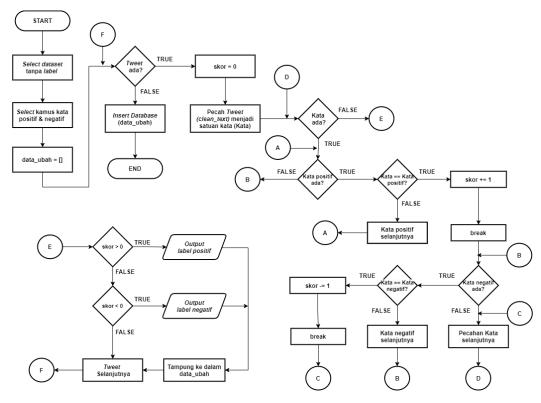
Pada *flowchart* ini dilakukan pengubahan attribut pada teks *result_text* yang mengandung kata berimbuhan ke bentuk kata asalnya, menggunakan pustaka Sastrawi. *Flowchart* proses *stemming* dapat dilihat pada Gambar 4.8 berikut:



Gambar 4.8 Flowchart stemming

4. 3. 4. Flowchart labeling

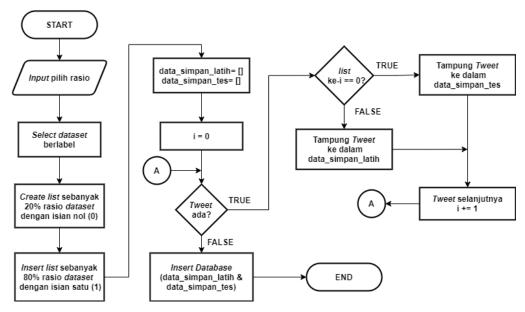
Pada *flowchart* ini, menjelaskan proses *labeling* yang dilakukan dengan cara pendekatan kamus sentimen, di mana diawali dengan perhitungan skor menggunakan kamus positif dan negatif, lalu penentuan kelas atau *label* berdasarkan nilai skor. *Flowchart* proses *labeling* dapat dilihat pada Gambar 4.9 berikut:



Gambar 4.9 Flowchart labeling

4. 3. 5. Flowchart pemisahan data

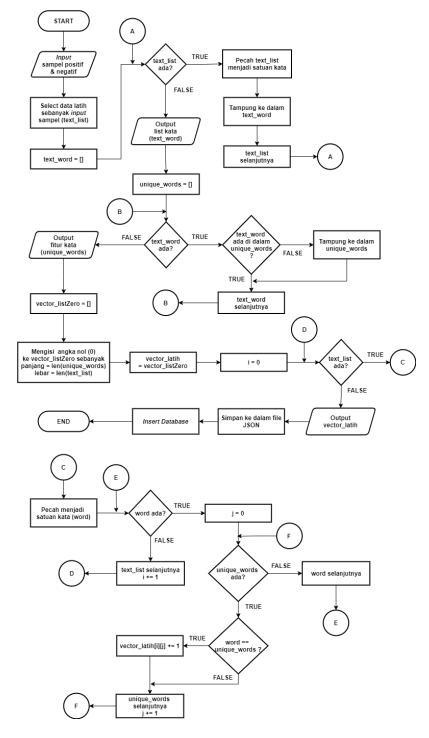
Pada *flowchart* ini, menjelaskan proses pembagian data ke dua (2) buah bagian, yaitu: data uji dan data latih, menggunakan rasio 2:8 (data uji : data latih). *Flowchart* proses pembagian data dapat dilihat pada Gambar 4.10 berikut:



Gambar 14.10 Flowchart pembagian data

4. 3. 6. Flowchart modeling

Pada *flowchart* ini, menjelaskan proses ekstraksi fitur dengan *CountVectorizer*. Dimulai dari proses seleksi data latih,pembuatan list kata, pencarian fitur kata, pembuatan vektor kosong, dan pembuatan vektor kata. Sehingga didapatkan hasil berupa *model* latih dengan format JSON. *Flowchart* proses *modeling* dapat dilihat pada Gambar 4.11 berikut:

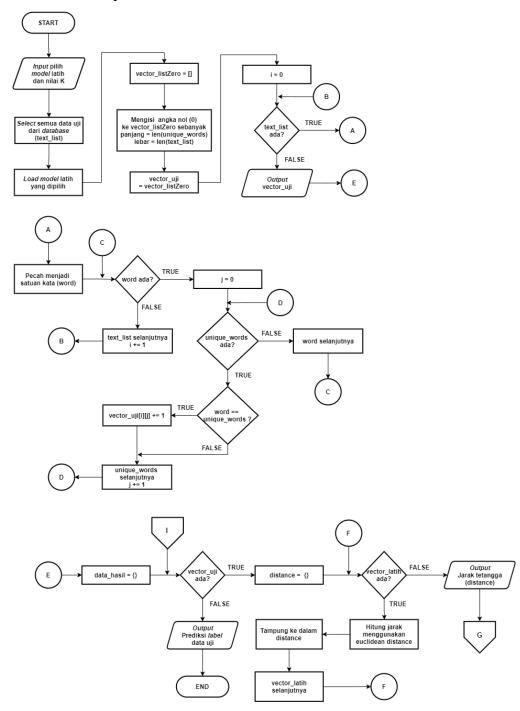


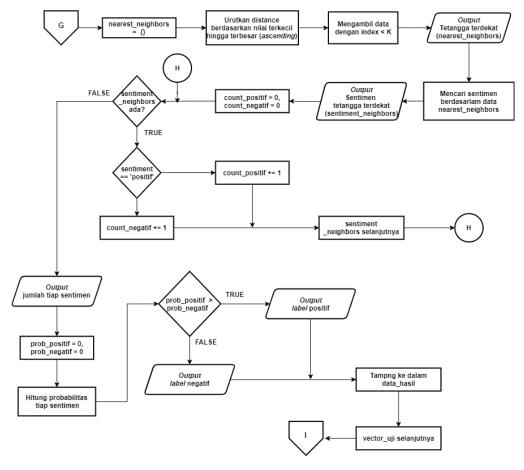
Gambar 4.11 Flowchart modeling

4. 3. 7. Flowchart klasifikasi

Pada *flowchart* ini, menjelaskan proses klasifikasi dengan *K-Nearest Neighbors*. Dimulai dari proses membuatan vektor uji, menghitung jarak antar data, mencari tetangga terdekat, dan

menghitung nilai probabilitas. *Flowchart* proses klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.12 berikut:





Gambar 4.12 Flowchart klasifikasi

4. 4. Algoritme Tahapan Metode

Algoritme merupakan suatu urutan atau tahapan proses yang dijabarkan dalam bentuk tulisan, algoritme juga merupakan representasi pengaplikasian dari suatu *flowchart*. Berikut adalah penjabaran algoritme berdasarkan pada *flowchart* yang telah dibuat sebelumnya.

4. 4. 1. Algoritme keseluruhan sistem

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses keseluruhan sistem yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme keseluruhan sistem dapat dilihat pada Algoritme 4.1 berikut:

Algoritme 14.1 Algoritme keseluruhan sistem

1 start 2 Lakukan proses Crawling 3 Baca Dataset Text (Tweet) 4 Lakukan proses Preprocessing 5 Baca Dataset Clean Text (Tweet) 6 Lakukan proses Labeling 7 Baca Dataset 8 Lakukan proses Pembagian Dataset Baca Data Latih & Data Uji

```
10 if (Data Latih)
11 Lakukan proses Modeling
12 Simpan Model ke file JSON
13 endif
14 Lakukan proses Klasifikasi
15 end
```

4. 4. 2. Algoritme *crawling*

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses pengumpulan data dengan cara *crawling* yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses *crawling* dapat dilihat pada Algoritme 4.2 berikut:

Algoritme 24.2 Algoritme proses crawling

```
start
2
    if (Ada File Excel)
        Input file Excel
3
4
    else
5
        Input kata kunci, tanggal awal, dan tanggal
akhir
        Lakukan proses Crawling
6
7
        Baca dokumen Excel
    endif
8
    Simpan ke dalam database
10 end
```

4. 4. 3. Algoritme *preprocessing*

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses *preprocessing* yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses *preprocessing* dapat dilihat pada Algoritme 4.3 berikut:

Algoritme 34.3 Algoritme proses preprocessing

```
start
2
   Select Dateset (Tweet)
3
   data simpan = []
   if (Tweet)
4
5
        Lakukan proses Casefolding (result text)
6
        Lakukan proses Cleansing (result text)
7
       Lakukan proses Slangword (result text)
8
       Lakukan proses Stopword (result text)
9
       Lakukan proses Stemming (result text)
10
        Simpan result text ke dalam list
data simpan
11
        Tweet selanjutnya
12
        Kembali ke nomor 4
13 else
14
        Simpan data simpan ke dalam database
15 endif
   end
```

a. Algoritme casefolding

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses *casefolding* yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses *casefolding* dapat dilihat pada Algoritme 4.4 berikut:

Algoritme 44.4 Algoritme proses casefolding

```
1 start
2 Baca Dateset (Tweet)
3 Ubah ke huruf kecil
4 Simpan result_text
5 end
```

b. Algoritme cleansing

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses *cleansing* yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses *cleansing* dapat dilihat pada Algoritme 4.5 berikut:

Algoritme 54.5 Algoritme proses cleansing

```
1 start
2 Select result_text
3 Hapus URL, Mention, Hastag & Nomor
4 Output result_text
5 Hapus tanda baca
6 Output result_text
7 Hapus spasi berlebih dan baris
8 Output result_text
9 end
```

c. Algoritme slangword

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses pengubahan *slangword* berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses *slangword* dapat dilihat pada Algoritme 4.6 berikut:

Algoritme 64.6 Algoritme proses slangword

```
start
2
    Select kamus slangword dari database
3
    if (slangword)
4
        if (result text in slangword)
5
            Ubah result text (slangword) dengan
kata asli
6
            Output result text
7
            Simpan result text
8
        else
9
            slangword selanjutnya
10
            Kembali ke nomor 3
11
        endif
12
   endif
13
    end
```

d. Algoritme stopword

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses penghilangan *stopword* yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses *stopword* dapat dilihat pada Algoritme 4.7 berikut:

Algoritme 74.7 Algoritme proses stopword

```
1 start
2 Select kamus stopword dari database
3 if (stopword)
```

```
if (result text in stopword)
5
            Hapus result text (stopword) dengan
kata asli
            Output result text
6
7
            Simpan result text
8
        else
9
            stopword selanjutnya
            Kembali ke nomor 3
10
11
        endif
12
    endif
13
    end
```

e. Algoritme stemming

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses *stemming* yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses *stemming* dapat dilihat pada Algoritme 4.8 berikut:

Algoritme 84.8 Algoritme proses stemming

```
1 start
2 Load pustaka Sastrawi
3 Input result_text ke pustaka Sastrawi
4 Lakukan fungsi stem()
5 Output result_text
6 Simpan result_text
7 end
```

4. 4. 4. Algoritme labeling

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses pelabelan kelas atau *labeling* yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses *labeling* dapat dilihat pada Algoritme 4.9 berikut:

Algoritme 94.9 Algoritme proses labeling

```
1
    start
2
    Select dataset tanpa label dari database
3
    Select kamus sentimen positif dan negatif dari
database
    data ubah = []
4
5
    if (Tweet)
6
        skor = 0
7
        Split Tweet menjadi satuan kata (Kata)
8
        if (Kata)
9
            if (Kata positif)
10
                 if (Kata == Kata positif)
11
                     skor = skor + 1
12
                     break (Langsung ke nomor 18)
13
14
                     Kata positif selanjutnya
15
                     Kembali ke nomor 9
16
                 endif
17
            endif
18
            if (Kata negatif)
19
                if (Kata == Kata negatif)
20
                     skor = skor + 1
21
                     break (Langsung ke nomor 27)
```

```
22
                 else
23
                     Kata_negatif selanjutnya
24
                     Kembali ke nomor 18
2.5
                 endif
26
            endif
            Kata selanjutnya
27
            Kembali ke nomor 8
28
29
        else
30
            if (skor > 0)
31
                Output label positif
32
            else
33
                Output label negatif
34
            endif
            Simpan ke dalam list data ubah
35
36
            Tweet selanjutnya
37
            Kembali ke nomor 5
38
        endif
39
   else
        Simpan data ubah ke dalam database
40
41
   endif
42
   end
```

4. 4. 5. Algoritme pemisahan data

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses pembagian data yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses pembagian data dapat dilihat pada Algoritme 4.10 berikut:

Algoritme 104.10 Algoritme proses pembagian data

```
Input pilih rasio pembagian data
2
3
    Select dataset berlabel
   Buat list dengan isian nol (0) sebanyak 20%
dari total dataset berlabel
   Buat list dengan isian satu (1) sebanyak 80%
dari total dataset berlabel
    data simpan latih = []
7
    data simpan tes = []
    i = \overline{0}
8
    if (Tweet)
9
10
        if(list[i] == 0)
11
            Simpan Tweet ke list data simpan tes
12
        else
13
            Simpan Tweet ke list data simpan latih
14
        endif
15
        list = list + 1
16
        Kembali ke nomor 9
17
   else
18
        Simpan data simpan latih ke dalam database
19
        Simpan data simpan tes ke dalam database
20
   endif
21
    end
```

4. 4. 6. Algoritme modeling

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses pembuatan *model* latih atau *modeling* yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang

dibuat sebelumnya. Algoritme proses *modeling* dapat dilihat pada Algoritme 4.11 berikut:

Algoritme 114.11 Algoritme proses modeling

```
start
2
    Input sampel positif dan negatif
3
    Select data latih sebanyak input sampel
    text word = []
5
    if (text list)
        Split text list menjadi satuan kata (Kata)
6
7
        Simpan Kata ke dalam list text word
8
        text list selanjutnya
9
        Kembali ke nomor 5
10
   else
11
        Output text word
12
        unique words = []
13
        if (text word)
14
            if (text word in unique words)
15
                 text word selanjutnya
16
            else
17
                Simpan text word ke dalam list
unique words
18
                 text word selanjutnya
            endif
19
20
            Kembali ke nomor 13
21
        else
22
            Output unique words
23
            vector listZero = []
            Isi dengan angka nol (0) ke dalam list
vector listZero dengan panjang = len(unique words)
dan lebar = len(text list)
            vector latih = vector listZero
25
26
            i = 0
27
            if (text list[i])
28
                Split text list[i] menjadi satuan
kata (word)
29
                if (word)
30
                     j = 0
31
                     if (unique words[j])
32
                         if (word ==
unique words[j])
33
                             vector latih[i][j] =
vector latih[i][j] + 1
34
                         endif
35
                         j = j + 1
36
                         Kembali ke nomor 31
37
                     else
38
                         word selanjutnya
39
                         Kembali ke nomor 29
40
                     endif
41
                 else
42
                     i = i + 1
43
                     Kembali ke nomor 27
44
                 endif
45
            else
46
                Output vector latih
```

```
Simpan ke dalam file JSON (.json)

Simpan ke dalam database

endif

endif

endif

endif

endif

endif
```

4. 4. 7. Algoritme klasifikasi

Pada algoritme ini dijelaskan tentang proses klasifikasi yang dilakukan berdasarkan *flowchart* yang dibuat sebelumnya. Algoritme proses klasifikasi dapat dilihat pada Algoritme 4.12 berikut:

Algoritme 124.12 Algoritme proses klasifikasi

```
start
    Input pilih model latih dan nilai K
3
    Select data uji dari database (text list)
    Load model latih yang dipilih dari penyimpanan
    vector listZero = []
    Isi dengan angka nol (0) ke dalam list
vector listZero dengan panjang = len(unique_words)
dan lebar = len(text list)
    vector_uji = vector listZero
    i = 0
8
    if (text_list[i])
9
10
        Split text list menjadi satuan kata (word)
11
        if (word)
12
            j = 0
13
            if (unique words[j])
14
                if(word == unique words[j])
                     vector uji[i][j] =
vector uji[i][j] + 1
                endif
17
                j = j + 1
18
                Kembali ke nomor
19
            else
20
                word selanjutnya
21
                Kembali ke nomor 11
22
            endif
23
        else
24
            i = i + 1
25
            Kembali ke nomor 9
26
        endif
27
    else
28
        Output vector uji
29
        data hasil = {}
        if (vector_uji)
30
31
            distance = {}
32
            if(vector latih)
33
                Hitung jarak dengan euclidean
distance
34
                Simpan hasil jarak ke dalam dict
distance
35
                vector latih selanjutnya
36
                Kembali ke nomor 32
37
            else
```

```
38
                Output distance
39
                nearest neighbors = {}
40
                Urut data menjadi ascending
berdasarkan jarak (distance)
41
                Select data dengan index < K
42
                Output nearest neighbors
                Mencari jenis label berdasarkan
43
data nearest neighbors
                Output sentiment neighbors
45
                count positif = 0
46
                count negatif = 0
47
                if (sentiment neighbors)
48
                     if (sentimen == 'positif')
49
                         count positif = 0
50
51
                         count negatif = 0
52
                     endif
53
                     sentiment neighbors selanjutnya
54
                     Kembali ke nomor 47
55
                else
                     Output count positif &
count negatif
57
                     prob positif = 0
58
                     prob negatif = 0
59
                     Hitung probabilitas positif dan
negatif
                     if (prob positif >
60
prob negatif)
61
                         Output label positif
62
                     else
63
                         Output label negatif
64
                     endif
65
                     Simpan label ke dalam list
data hasil
                     vector uji selanjutnya
66
                     Kembali ke nomor 30
67
                 endif
68
69
            endif
70
        else
71
            Output Prediksi label per data uji
72
        endif
73
    endif
74
    end
```

4. 5. Pengujian

Pengujian merupakan salah satu hal yang perlu dilakukan dalam setiap pengembangan sistem untuk mengevaluasi, menganalisa dan mengetahui tingkat akurasi atau kesamaan hasil yang telah dicapai oleh sistem yang telah dirancang. Pada penelitian ini, dilakukan pengujian dari sisi akurasi, presisi dan *recall* pada implementasi algoritme *K-nearest neighbors* (KNN) dalam mengklasfikasikan atau prediksi *label* untuk data uji. Selain pada sisi akurasi pengujian pada penelitian ini juga menguji nilai K berdasarkan variasi yang telah ditentukan, yaitu K=3, K=5, K-7, K=9, dan K=11. Hasil

prediksi oleh algoritme KNN dengan nilai K=3 dapat dilihat pada Tabel 4.14 berikut:

Tabel 4.14 Sampel data hasil prediksi

	Tabel 4.14 Sampel data hasil	Label	Label
No	Tweet	aktual	prediksi
1	Selamat Memperingati Hari AIDS Sedunia #kelaskita #carabarubelajarseru #belajardirumah #elearning #belajaronline #dirumahaja #semuaadailmunya #HariAIDSSedunia2020 #WorldAIDSDay https://t.co/QBgvWJBOok	POSITIF	POSITIF
2	Strategi pengembangan kompetensi untuk pencapaian 20 jam pelajaran pertahun bagi setiap pegawai harus tetap dilakukan, sehingga mengubah model pembelajaran di dalam kelas atau klasikal menjadi pembelajaran non-klasikal, seperti kelas virtual dan pelatihan	POSITIF	POSITIF
			•••
108	Terima kasih #GenPrestasi yang telah menggunakan IndiHome Study sebagai aplikasi yang mendukungmu untuk #BelajarDariRumah sepanjang tahun ini. #BelajarBarengIndiHomeStudy #IndiHomeStudyByIndiHome #BelajarDariRumah #dirumahaja #MalamTahunBaru #NewYearEve	POSITIF	POSITIF

Pada Tabel 4.14, kolom *label* aktual merupakan data *label* yang diperoleh melalui proses *labeling*, sementara *label* prediksi merupakan data *label* hasil dari proses klasifikasi menggunakan KNN. Keseluruhan hasil prediksi (1.088 data *tweet*) kemudian direpresentasikan ke dalam *confusion matrix*. Representasi *confusion matrix* yang terbentuk dapat terlihat pada Tabel 4.15 berikut:

Tabel 4.15 Confusion matrix

		Nilai Aktual		
		positif	negatif	
Nilai Prediksi	positif	76	12	
	negatif	10	10	

Berdasarkan Tabel 4.15, maka perolehan nilai akurasi, presisi dan *recall* menggunakan rumus yang telah dijabarkan dalam persamaan (3. 1), persamaan (3. 2), dan persamaan (3. 3) dapat dilihat pada Tabel 4.16 berikut:

Tabel 4.16 Nilai pengujian

	Pengujian				
Akurasi	$=\frac{76+10}{76+10+12+10}$	0.8 (80 %)			
Presisi	$=\frac{76}{76+12}$	0.86 (86 %)			
Recall	$=\frac{76}{76+10}$	0.88 (88 %)			

Pengujian di atas dilakukan secara berulang dengan variasi nilai K yang berbeda-beda. Sehingga dapat diketahui hasil pengujian secara keseluruhan adalah seperti Tabel 4.17 berikut:

Tabel 4.17 Hasil penguijan

1 abel 4.17 Hash pengajian						
	K=3	K=5	K=7	K=9	K=11	
Akurasi	0.8	0.76	0.71	0.69	0.72	
Presisi	0.86	0.88	0.89	0.88	0.89	
Recall	0.88	0.8	0.73	0.71	0.74	

Berdasarkan Tabel 4.17, dapat diketahui bahwa hasil pengujian menunjukkan bahwa menggunakan algoritme KNN, nilai tertinggi yang diperoleh adalah: akurasi 80%, presisi 86%, dan *recall* 88% menggunakan K=3.

4. 6. Tampilan Layar Aplikasi

Dalam penerapanya, penelitian ini dituangkan ke dalam bentuk program aplikasi, berikut beberapa tampilan layar dari aplikasi yang dibuat.

4. 6. 1. Tampilan layar beranda

Tampilan layar beranda dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.13 berikut:

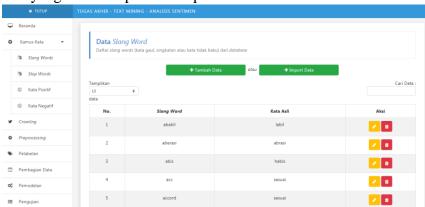


Gambar 4.13 Tampilan layar beranda

4. 6. 2. Tampilan layar kamus kata

a. Tampilan layar kamus slangword

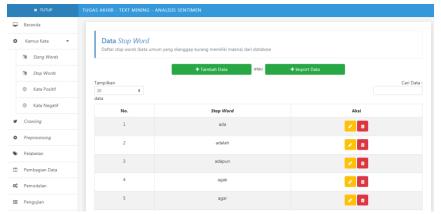
Tampilan layar kamus *slangword* dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.14 berikut:



Gambar 4.14 Tampilan layar kamus slangword

b. Tampilan layar kamus stopword

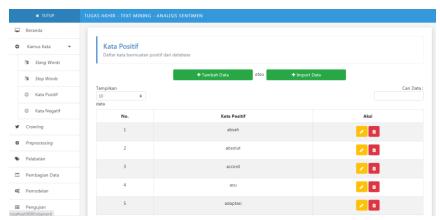
Tampilan layar kamus *stopword* dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.15 berikut:



Gambar 24.15 Tampilan layar kamus stopword

c. Tampilan layar kamus kata positif

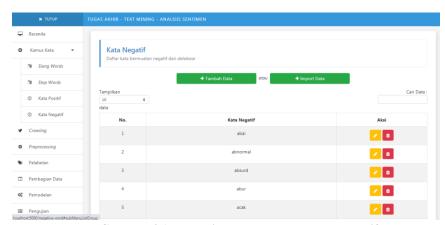
Tampilan layar kamus kata positif dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.16 berikut:



Gambar 4.16 Tampilan layar kamus kata positif

d. Tampilan layar kamus kata negatif

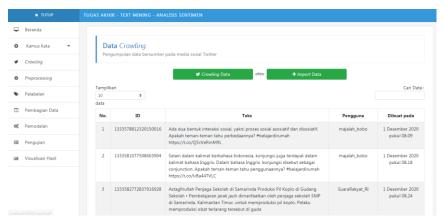
Tampilan layar kamus kata negatif dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.17 berikut:



Gambar 4.17 Tampilan layar kamus kata negatif

4. 6. 3. Tampilan layar *crawling*

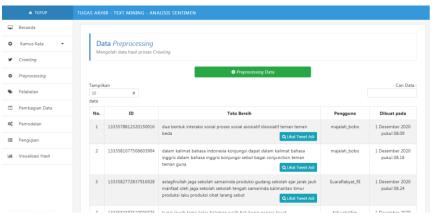
Tampilan layar *crawling* dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.18 berikut:



Gambar 4.18 Tampilan layar crawling

4. 6. 4. Tampilan layar preprocessing

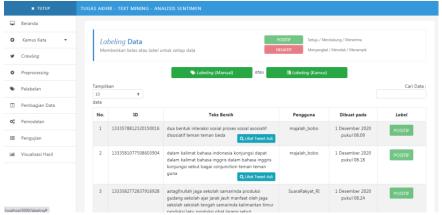
Tampilan layar *preprocessing* dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.19 berikut:



Gambar 4.19 Tampilan layar preprocessing

4. 6. 5. Tampilan layar labeling

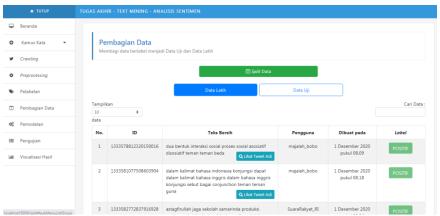
Tampilan layar *labeling* dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.20 berikut:



Gambar 4.20 Tampilan layar labeling

4. 6. 6. Tampilan layar pembagian data

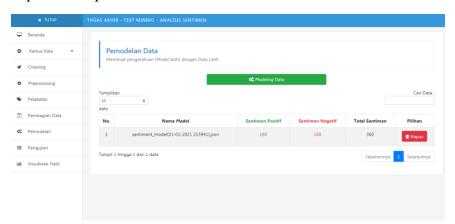
Tampilan layar pembagian data dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.21 berikut:



Gambar 4.21 Tampilan layar pembagian data

4. 6. 7. Tampilan layar modeling

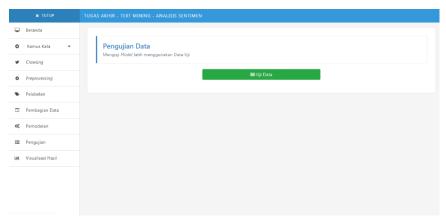
Tampilan layar *modeling* dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.22 berikut:



Gambar 4.22 Tampilan layar modeling

4. 6. 8. Tampilan layar pengujian

Tampilan layar pengujian dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.23 berikut:



Gambar 4.23 Tampilan layar pengujian

4. 6. 9. Tampilan layar visualisasi hasil

Tampilan layar visualisasi hasil dari program aplikasi yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 4.24 berikut:



Gambar 4.24 Tampilan layar visualisasi hasil

BAB V PENUTUP

5. 1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan evaluasi dari aplikasi yang dibuat menggunakan *dataset* dan algoritme yang diusulkan, maka dapat disimpulkan bahwa:

- a. Berdasarkan data media sosial Twitter, pandangan (sentimen) masyarakat Indonesia terhadap pembelajaran daring cenderung ke arah sentimen positif sebesar 78.31% pada periode Desember 2020.
- b. Tahap utama yang terdapat dalam penelitian ini antara lain: *crawling*, *preprocessing*, *labeling*, *modeling*, klasifikasi *K-Nearest Neighbors* (KNN). Tahap *preprocessing* yang baik menjadi penentu dalam terbentuknya hasil yang optimal untuk tahap selanjutnya. Penggunaan kamus sentimen dapat membantu proses *labeling* agar lebih efisien.
- c. Penggunaan ekstraksi fitur *CountVectorizer* dan algoritme *K-Nearest Neighbors* (KNN) dalam melakukan analisis sentimen dapat berjalan dengan baik, dengan nilai pengujian dan evaluasi tertinggi yang diperoleh sebesar akurasi 80%, presisi 86% dan *recall* 88% mengunakan K=3.

5. 2. Saran

Adapun saran yang dapat peneliti berikan sebagai pengembangan lebih lanjut untuk aplikasi ini agar dapat berjalan lebih baik lagi adalah sebagai berikut:

- a. Menambahkan kata kunci pencarian *tweet* sehingga dapat mengahasilkan pandangan (sentimen) yang lebih beragam.
- b. Menambahkan kamus kata (*stopword*, *slangword*, kata positif dan kata negatif) seiring dengan keberagaman bahasa pada *tweet* yang akan diproses.
- c. Melakukan proses pelabelan dengan cara manual dengan bantuan ahli atau pakar dalam bidang bahasa.
- d. Merubah proses pelabelan menggunakan kamus sentimen, semula berdasarkan frekuensi kata positif dan negatif menjadi menggunakan skor untuk tiap kata positif dan negatif.
- e. Melakukan pembagian data dengan rasio pembagian yang lebih beragam untuk mendapatkan data yang optimal.
- f. Menambah kemungkinan nilai K yang dalam proses klasifikasi data uji untuk mencari nilai pengujian yang lebih optimal.
- g. Menggunakan *pustaka* atau *plugin* pemrograman yang dapat meringkas waktu pemrosesan data.

DAFTAR PUSTAKA

- Afrizal, S. *et al.* (2019) 'Implementasi Metode Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen Warga Jakarta Terhadap Kehadiran Mass Rapid Transit', *Jurnal Informatik*, 4221, pp. 157–168.
- Antinasari, P., Perdana, R. S. and Fauzi, M. A. (2017) 'Analisis Sentimen Tentang Opini Film Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Perbaikan Kata Tidak Baku', *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(12), pp. 1733–1741.
- Aribowo, A. S. (2018) 'Analisis Sentimen Publik pada Program Kesehatan Masyarakat menggunakan Twitter Opinion Mining', *Seminar Nasional Informatika Medis (Snimed)*, pp. 17–23.
- Buntoro, G. A. (2017) 'Analisis Sentimen Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 Di Twitter', *Integer Journal*, 2(1), pp. 32–41.
- Daeli, N. O. F. and Adiwijaya (2020) 'Sentiment Analysis on Movie Reviews Using Information Gain and K-Nearest Neighbor', *Journal of Data Science And Its Applications*, 3(1), pp. 1–7. doi: 10.34818/JDSA.2020.3.22.
- Ferdiana, R. *et al.* (2019) 'Dataset Indonesia untuk Analisis Sentimen', *JNTETI*, 8(4), pp. 334–339.
- Fitriyyah, S. N. J., Safriadi, N. and Pratama, E. E. (2019) 'Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 dari Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes', *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, 5(3), pp. 279–285.
- Liu, B., Hu, M. and Cheng, J. (2005) 'Opinion Observer: Analyzing and Comparing Opinions on the Web', *Proceedings of the 14th International World Wide Web Conference (WWW-2005)*.
- Medhat, W., Hassan, A. and Korashy, H. (2014) 'Sentiment analysis algorithms and applications: A survey', *Ain Shams Engineering Journal*, 5(4), pp. 1093–1113. doi: 10.1016/j.asej.2014.04.011.
- Munawar (2019) 'Sistem Pendeteksi Berita Palsu (Fake News) Di Media Sosial Dengan Teknik Data Mining Scikit Learn'.
- Nurulbaiti, F. and Retno Subekti, M. S. (2020) 'Analisis Sentimen Terhadap Data Tweet Untuk Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Menggunakan Program R', *Jurnal Pendidikan Matematika dan Sains*, pp. 1–9.
- Oktasari, L., Chrisnanto, Y. H. and Yuniarti, R. (2016) 'Text Mining Dalam Analisis Sentimen Asuransi Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier', *Prosiding SNST ke-7*, pp. 37–42.
- Ristyawati, A. (2020) 'Efektifitas Kebijakan Pembatasan Sosial Berskala Besar Dalam Masa Pandemi Corona Virus 2019 oleh Pemerintah Sesuai Amanat

- UUD NRI Tahun 1945', *Administrative Law & Governance Journal*, 3(2), pp. 240–249.
- Romadloni, N. T., Santoso, I. and Budilaksono, S. (2019) 'Perbandingan Metode Naive Bayes, KNN Dan Decision Tree Terhadap Analisis Sentimen Transportasi KRL Commuter Line', *Jurnal IKRA-ITH Informatika*, 3(2), pp. 1–9.
- Sadikin, A. and Hamidah, A. (2020) 'Pembelajaran Daring di Tengah Wabah Covid-19 (Online Learning in the Middle of the Covid-19 Pandemic)', *BIODIK: Jurnal Ilmiah Pendidikan Biologi*, 6(1), pp. 214–224. doi: https://doi.org/10.22437/bio.v6i2.9759.
- Santoso, E. B. and Nugroho, A. (2019) 'Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 Berdasarkan Komentar Publik di Facebook', *Jurnal Eksplora Informatika*, 9(1), pp. 60–69. doi: 10.30864/eksplora.v9i1.254.
- Sari, F. V. and Wibowo, A. (2019) 'Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi', *Jurnal SIMETRIS*, 10(2), pp. 681–686.
- Septian, J. A., Fahrudin, T. M. and Nugroho, A. (2019) 'Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Polemik Persepakbolaan Indonesia Menggunakan Pembobotan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor', *Journal of Intelligent Systems And Computation*, 1(1), pp. 43–49.
- Statista.com, (2020). Leading countries based on number of Twitter users as of October 2020. [online] Available at: https://www.statista.com/statistics/242606/number-of-active-twitter-users-in-selected-countries/ [Accessed 05 Jan. 2021].
- Sudiantoro, A. V. and Zuliarso, E. (2018) 'Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Text Mining Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier', *Prosiding SINTAK*, pp. 398–401.
- Wahid, D. H. and SN, A. (2017) 'Peringkasan Sentimen Esktraktif di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDF dan Cosine Similarity', *Jurnal IJCCS*, 10(2), pp. 207–218.
- Watrianthos, R. (2020) 'Analisis Pembelajaran Daring di Era Pandemic Covid-19', Merdeka Kreatif di Era Pandemi Covid-19, pp. 55–64.
- Wijoyo, H. (2020) 'Guru Milenial dan Covid-19', *Merdeka Kreatif di Era Pandemi Covid-19*, pp. 27–41.